



Universitat de Lleida
Escola Tècnica Superior d'Enginyeria Agrària
Departament d'Enginyeria Agroforestal



PROJECTE FINAL DE CARRERA



Alumne: Joaquim Company Messa
Tutor: Jaume Arnó Satorra
Cotutor: Ignacio del Moral Martínez
Titulació: Enginyeria Agronòmica

Enero de 2012

*El futuro tiene muchos nombres.
Para los débiles es lo inalcanzable.
Para los temerosos, lo desconocido
Para los valientes es la oportunidad*
(Víctor Hugo)

*No es que no nos atrevemos porque las cosas son difíciles.
Simplemente las hacemos difíciles cuando no nos atrevemos.*
(Séneca)

Dedicado a Antonio Messa Buxareu
y a M^a Teresa Bel de Figueras

AGRAÏMENTS

En aquest breu escrit m'agradaria agrair de tot cor a totes les persones que m'han donat suport i ajuda durant el temps de realització d'aquest projecte. I d'una forma especial a:

- Jaume Arnó per proposar-me aquesta temàtica de recerca i acceptar la direcció d'aquest projecte final de carrera. I com no, per la inmesurable ajuda que m'ha donat en tot moment i sobretot per la seva disponibilitat en donar-me un cop de mà en qualsevol tipus de tasca.
- Ignacio del Moral per la seva constant ajuda en explicar-me tot el funcionament del procés de presa de dades.
- Àlex Escolà per tot l'assessorament informàtic. Si no fos per ell encara estaria eliminant punts de forma manual.
- Joan Ramon Rosell, Joan Masip, Àlex Escolà, Jaume Arnó, Ricardo Sanz i Ignacio del Moral per les proves de camp realitzades a Raïmat. Sense ells no hi hagués hagut dades i per tant el projecte. Per tant, moltes gràcies!
- tots els professors del grup de recerca per donar-me a entendre que la recerca no es cosa d'una persona. Sinó que l'equip és el que fa possible avançar i suplir les limitacions de cadascun dels membres.
- a tots els professors del Departament pels ànims i interès que han mostrat durant la realització d'aquest projecte.
- José Antonio Martínez Casasnovas per brindar-me l'oportunitat de realitzar una part del tractament de dades al SIGTEL. I d'una manera especial a la Sílvia Espinal per la seva ajuda i paciència en explicar-me tots el temes de GIS necessaris per tal de realitzar aquest projecte.
- Jesús Medina i Carlos Rodrigo per ajudar-me en alguns temes d'autocad.
Muchas gracias cracks!
- un gran nombre d'amics per fer-me passar tantes bones estones per tal de desconnectar del projecte. I com no, per la seva estima i preocupació.
- la meva família, per la seva estima, paciència i confiança incondicional que m'han acompanyat durant la realització d'aquest projecte.

A tots moltíssimes gràcies per tot!

Joaquim Company Messa

ÍNDICE

| | |
|--|-----------|
| I. INTRODUCCIÓN | 6 |
| II. ANTECEDENTES | 9 |
| II.1. SENSORES Y ADQUISICIÓN DE DATOS EN AGRICULTURA DE PRECISIÓN | 11 |
| II.2. GEOESTADÍSTICA Y GENERACIÓN DE MAPAS PARA LA AGRICULTURA DE PRECISIÓN | 18 |
| II.3. INTERPRETACIÓN DE MAPAS Y MANEJO ZONAL A NIVEL DE PARCELA | 20 |
| III. OBJETIVOS..... | 24 |
| IV. MATERIAL Y MÉTODOS..... | 25 |
| IV.1. SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS. DISEÑO, PUESTA A PUNTO Y CÁLCULO DEL LAI | 25 |
| IV.1.1. Componentes | 25 |
| IV.1.2. Información generada y funcionamiento del sistema | 31 |
| IV.1.3. Estimación del LAI | 36 |
| IV.2 GENERACIÓN DE MAPAS DIGITALES DE LAI | 48 |
| V.1. MAPAS RÁSTER Y MAPAS RECLASIFICADOS DEL LAI | 58 |
| V.2. REDUCCIÓN DE MUESTRA Y ANÁLISIS COMPARATIVO DE MAPAS | 67 |
| V.3. PROTOCOLO PARA EL CARTOGRAFIADO DEL LAI MEDIANTE SENSORES LÁSER | 77 |
| VI. CONCLUSIONES | 78 |
| VII. FUTUROS DESARROLLOS | 79 |
| VIII. BIBLIOGRAFÍA..... | 80 |
| IX. APÉNDICES | 95 |
| IX.1. APÉNDICE AL EPÍGRAFE II.2. BASES DE GEOESTADÍSTICA E INTERPOLACIÓN ESPACIAL | 95 |
| Variogramas | 95 |
| Kriging | 100 |
| IX.2. APÉNDICE AL EPÍGRAFE II.2. ANÁLISIS CLUSTER PARA LA CLASIFICACIÓN DE MAPAS | 102 |
| IX.3. APÉNDICE AL EPÍGRAFE IV.2. SOFTWARE VESPER (VARIOGRAM ESTIMATION AND SPATIAL PREDICTION PLUS ERROR)..... | 105 |
| IX.4. APÉNDICE AL EPÍGRAFE IV.2. SOFTWARE MZA (MANAGEMENT ZONE ANALYST) | 109 |
| IX.5. APÉNDICE AL EPÍGRAFE IV.2. DETERMINACIÓN DEL LAI MEDIDO | 110 |

Generación de mapas digitales de vegetación a nivel de parcela mediante la utilización de un escáner láser terrestre (LIDAR)

Palabras clave: agricultura de precisión, geoestadística, láser escáner, manejo sitio-específico, mapas de vegetación

I. INTRODUCCIÓN

Tradicionalmente, la realización de las prácticas agrícolas ha tendido a desarrollarse de un modo uniforme (manejo uniforme), debido al incremento de las dimensiones de las parcelas y como consecuencia de un elevado grado de mecanización en la realización de las distintas prácticas agrícolas. Estas condiciones han ido reduciendo el contacto directo entre el agricultor y el cultivo; traduciéndose en un ahorro de mano de obra pero también en una aplicación de los inputs en base a unas cantidades uniformes, dejando de lado la existencia de la variabilidad inherente en la mayor parte de los campos. Esta aplicación uniforme ha reducido su eficiencia así como también la aplicación de ratios inapropiados en algunas zonas del cultivo (Plant, 2001), dando lugar a una disminución de la competitividad de la agricultura y la aparición de problemas medioambientales.

Los bajos precios de los productos agrícolas y el aumento de los costes de los inputs aplicados a lo largo del proceso productivo, se está traduciendo en un decremento de los márgenes brutos obtenidos por los agricultores. Por tanto, para hacer frente a esta situación, se hace cada vez más inminente el uso racional de los factores de producción (Escribano et al., 2001).

Pues bien, la respuesta a la necesidad de hacer frente a los nuevos condicionantes existentes como son la seguridad, el respeto con al medio ambiente, la calidad, el aumento de la competitividad, etc. ha sido la creación de un nuevo sistema de producción llamado: Agricultura de Precisión (AP). Definido como un sistema de gestión integral de las explotaciones, que tiene en cuenta la variabilidad de las características y condiciones en una misma unidad de cultivo, a la hora de realizar

cualquier tipo de operación: laboreo, abonado, tratamientos, riego o cosecha selectiva, fundamentalmente. En el caso de los cultivos de viñedos la aplicación de la técnicas y procesos que conforman la AP se conoce como Viticultura de Precisión (VP).

En los últimos años diversos autores han llevado a cabo distintas líneas de investigación para desarrollar la agricultura de precisión. Concretamente, el grupo de investigación "Agricultura de Precisión, Agròtica i Agrotecnologia (GRAP)" de la Universitat de Lleida ha llevado a cabo distintas investigaciones relacionadas con el ámbito de la AP de las cuales cabría destacar: los estudios relacionados con la predicción de la cosecha en viña a partir de la caracterización de variables del cultivo e índices de vegetación, la zonificación de la cosecha para llevar a cabo una cosecha selectiva, la caracterización de la vegetación para llevar a cabo una reducción de los tratamientos fitosanitarios etc.

En el ámbito de la viticultura la producción entendida como cantidad no es tan beneficiosa como en otros cultivos. Esto es debido fundamentalmente a la diferencia de precio existente entre un producto con un alto grado de calidad y otro sin calidad. Por tanto, existe una clara necesidad de estimar la calidad y cantidad de cosecha. De aquí se deriva la necesidad de caracterizar la vegetación como base para estimar dichos factores como consecuencia de la estrecha relación existente entre los términos calidad, cantidad y vigor. Centrándonos en la caracterización de la vegetación de los cultivos, se han investigado distintas metodologías para llevar a cabo su estimación como serían las imágenes multiespectrales, los sensores ópticos terrestres (LIDAR) y los sensores de ultrasonidos.

Fruto de los distintos trabajos que se han llevado a cabo en el grupo de investigación, resulta importante citar la generación de mapas continuos de cosecha a partir de los datos proporcionados por un monitor de cosecha instalado en una vendimiadora, la obtención de imágenes de árboles en tres dimensiones y la estimación de la superficie foliar en frutales y en viña mediante un sensor óptico terrestre LIDAR. Sin embargo, hasta día de hoy la estimación de la vegetación de una parcela se ha limitado únicamente a los puntos que han sido muestreados sin llegar a la obtención de un mapa continuo de vegetación (mapa ráster o de superficie).

Con la realización del presente proyecto se pretende dar un paso más y llegar a la generación de mapas digitales de vegetación continuos junto con la realización de una zonificación posterior basada en la variabilidad intraparcelaria existente en cuanto a vegetación. La generación de dichos mapas pretende servir de base para llevar a cabo la aplicación de cualquier insumo o la realización de una determinada práctica agrícola de forma diferencial teniendo en cuenta la variabilidad existente en relación a la vegetación (vigor) dentro de la parcela de actuación.

II. ANTECEDENTES

Tal y como plantean Cook i Bramley (1998) y, posteriormente, Bramley i Proffitt (1999), un proceso productivo agrícola puede asemejarse a un proceso industrial en el cual hay unas entradas (inputs) y unas salidas (outputs) tal y como se muestra en la figura 1. Supongamos entonces una posible parcela en la que se quiere llegar a producir un producto agrícola determinado. Para llegar a la obtención de una cosecha de dicho producto (salida), es necesario incorporar en el proceso productivo una serie de insumos (entradas) como son el agua, los fertilizantes, los pesticidas, distintas labores, etc. Sin embargo, también es cierto que existen una serie de factores externos, por ejemplo, la cantidad de radiación, la presión de una determinada plaga o enfermedad, la presencia de malas hierbas, el tipo de suelo, el clima, etc., que pueden ser medidos pero no controlados, lo cual añade un “ruido” en el sistema. Por tanto, para reducir los efectos del “ruido” se hace necesario incrementar el nivel de control de los insumos (entradas).

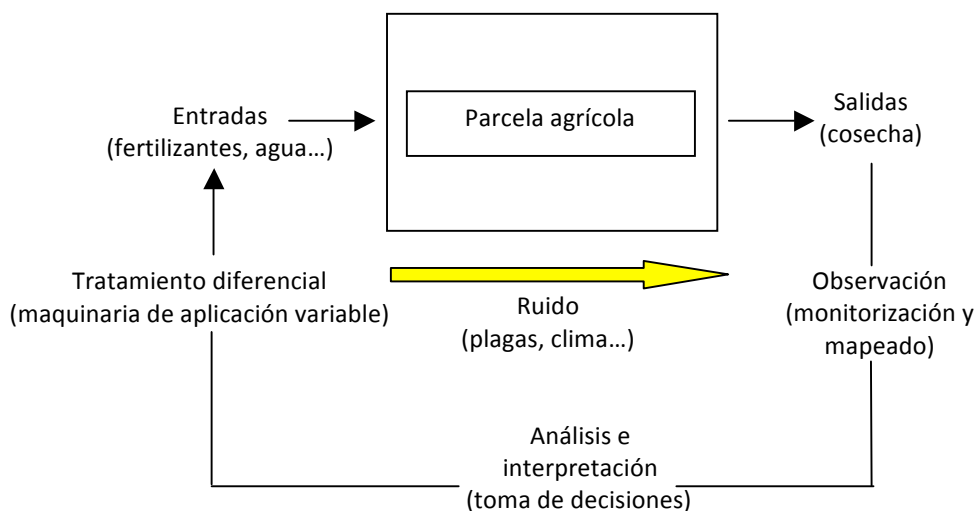


Figura 1. La producción agrícola como un proceso de control (adaptado de Bramley y Proffitt, 1999)

Una vez planteado el escenario en el que se encuentra el agricultor, la Agricultura de Precisión (AP) se plantea con el objetivo de incrementar la precisión en la gestión de los insumos aplicados en las distintas fases del proceso productivo en base a la interpretación de la variabilidad de las parcelas agrícolas. Así (Figura 2), a partir de la monitorización de la cosecha y de otras variables del suelo y/o de cultivo (*Crop and Soil Monitoring*), el usuario logra recabar una información sistemática y georeferenciada

sobre la variabilidad de sus parcelas. Una vez mapeada y analizada toda esta información (*Attribute Mapping, Decision Support Systems*), la aplicación de cierto insumo o la realización de una determinada práctica agronómica se podrá llevar a cabo de manera diferencial dentro de la parcela (*Differential Action*) o, lo que es lo mismo, según un manejo sitio-específico del cultivo (*Site-Specific Crop Management, SSCM*) (Arnó, 2008).

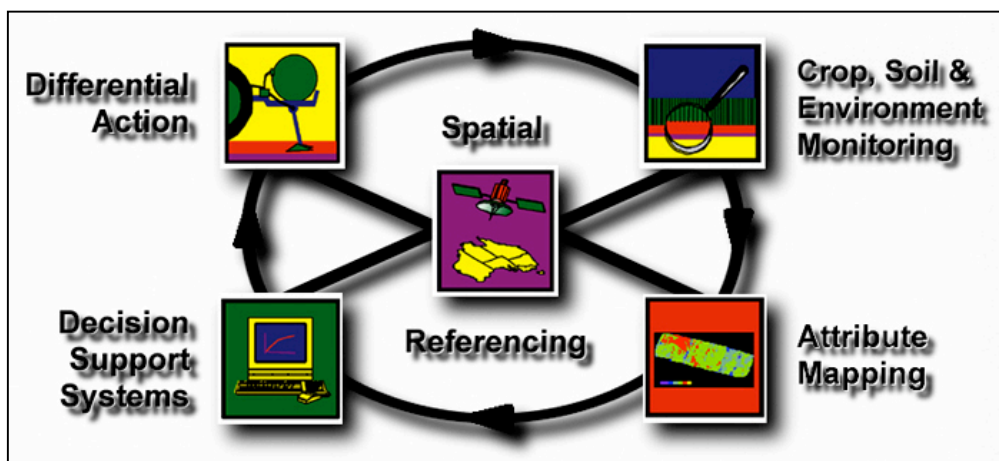


Figura 2. Concepto y ciclo de la AP (McBratney y Whelan, 2001)

En función de los sistemas existentes de actuación variable, hay dos maneras de entender la agricultura de precisión. La primera está basada en los sistemas de actuación variable en tiempo real (*sensor-based technologies*); la maquinaria utilizada es capaz de modular las aplicaciones sobre la marcha de acuerdo a la información proporcionada por diferentes sensores. En cambio, en los sistemas de actuación variable en base a mapas de aplicación (*map-based technologies*), la modulación en campo se realiza según las especificaciones establecidas en un mapa de actuación o mapa de tratamiento.

La consecuencia última de la implementación de la AP es llevar a cabo un uso racional de los insumos, en base a un manejo sitio-específico de los cultivos, es decir, considerando el manejo a una escala menor que la de parcela (Plant, 2001).

Por tanto, y a modo de resumen, los requerimientos que hacen posible el manejo diferencial en una parcela agrícola son (Plant, 2001): (1) La existencia de variabilidad intraparcelsaria en los factores que influyen en el rendimiento del cultivo, (2) que las

causas de dicha variabilidad puedan ser identificadas y medidas y, (3) que la información de estas medidas pueda ser utilizada para modificar las prácticas de cultivo e incrementar el beneficio disminuyendo asimismo el impacto medioambiental. En última instancia, ¿qué beneficios concretos pueden derivarse de la AP? A modo de resumen, se podrían citar los siguientes: (i) el aumento en la eficiencia de uso de los insumos; (ii) la reducción del riesgo ambiental por la aplicación excesiva de insumos y, (iii) la mejora del control del proceso de producción agrícola (Plant, 2001).

II.1. Sensores y adquisición de datos en agricultura de precisión

Los sensores actualmente disponibles han permitido la caracterización a nivel de parcela, de la cosecha y de ciertas propiedades del suelo y del propio cultivo. En relación a la cosecha, la estrecha relación entre el rendimiento de los cultivos y las distintas variables que producen su variación, ha puesto de manifiesto la importancia de conocer el rendimiento de los cultivos como base para el manejo de los cultivos en agricultura de precisión. Por tanto, los mapas de rendimiento pueden considerarse como un input para el manejo sitio-específico tanto por si solos, o en combinación con otro tipo de información espacial (Searcy et al., 1989).

Los primeros sensores que se han utilizado son los sensores de cosecha, con la intención de conocer la cantidad de producto cosechado por unidad de superficie. Esta información puede ser leída por un ordenador, permitiendo finalmente la generación de mapas de distribución de cosecha. Siendo los métodos volumétricos (medida del volumen) y gravimétricos (medida de la masa) los más utilizados para medir el flujo de producto cosechado. Sin embargo, la limitación del uso de los monitores de cosecha al momento de la recolección, ha supuesto que se desarrollen nuevas técnicas para estimar los rendimientos en cosecha. Inicialmente, se empezaron usando en los cultivos extensivos, pero posteriormente se han trasladado a otros cultivos como serían los cítricos, el tomate, el algodón, la vid, etc.

Los primeros sensores y monitores de cosecha empezaron a ser utilizados en USA (Wample et al., 1999) y en Australia en 1999 (Bramley y Proffit, 1999). Siendo el sistema *HarvestMaster* (LH-Agro, Spraying Systems C., Wheaton, IL, USA) y el uso, un

poco posterior, del sistema Canlink (Farmscan, Bentley, Western Australia) los dos sistemas básicos (comercializados) para la monitorización de la vendimia.

Junto con el desarrollo de los monitores de cosecha se han desarrollado nuevas técnicas para estimar el rendimiento de los cultivos, siendo la más usada la técnica basada en la reflectancia espectral de los cultivos. A partir de la información obtenida mediante imágenes multiespectrales (reflectancias del espectro electromagnético en distintas longitudes de onda, concretamente, en las bandas del azul, A, verde, V, rojo, R e infrarrojo cercano, IR), se construyen determinados índices espectrales de vegetación (o índices de vigor del cultivo). La mayoría de índices suelen ser una combinación de la bandas del visible y rojo-infrarrojo. Dos de los primeros y más usados índices son el ratio NIR/red (Jordan, 1969) y el NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) definido a partir de la combinación de las reflectancias de infrarrojo cercano y rojo ($IR-R/IR+R$). Cabe mencionar también la realización de estimaciones del rendimiento de los cultivos a partir de imágenes hiperespectrales (Goel et al., 2003; Yang et al., 2004a,b; Zarco-Tejada et al., 2005; Yang et al., 2007). Dichas imágenes contienen decenas de cientos de bandas estrechas del espectro que proporcionan información adicional a la proporcionada por las imágenes multiespectrales.

La importancia de la calidad como un factor decisivo en la rentabilidad de las producciones, ha puesto de manifiesto la importancia de su medida y su variación en las parcelas agrícolas. Para ello se han desarrollado diferentes metodologías para su estimación de un modo directo. Sin embargo, en los últimos años está teniendo mucha importancia la caracterización de la vegetación (vigor) como un estimador indirecto de la calidad y la cantidad de cosecha. Para dicha estimación existen diferentes índices relacionados con el vigor de la vegetación, siendo el más común, el Índice de Área Foliar (IAF) o *Leaf Area Index* (LAI) que mide la superficie total de hojas (m^2) por hectárea. Actualmente, la estimación del LAI puede realizarse mediante distintos tipos de sensores que se podrían clasificar en tres grandes grupos. El primero de ellos, es el constituido por los sensores ópticos terrestres que son capaces de escanear el cultivo y obtener información sobre su geometría y/o estructura. Los sensores incluidos en este primer grupo son los sensores láser. El segundo grupo de instrumentos para medir el LAI, está formado por los sensores de ultrasonidos. Finalmente, en el último grupo se

encuentran los sensores basados en la reflectancia espectral del cultivo, ya sean remotos o terrestres.

Otras técnicas utilizadas para estimar los rendimientos de los cultivos son las basadas en el análisis de imagen (*Machine Vision*) y la termografía (*Thermography*). Sin embargo, en el caso del análisis de imagen existen algunas limitaciones como consecuencia de la variación de la iluminación natural, tanto en intensidad como en contenido espectral. Las principales aplicaciones del análisis de imagen se han llevado a cabo para la detección de frutos (Bulanon et al., 2002; Kane and Lee, 2007; Safren et al., 2007). Finalmente las imágenes térmicas (*Thermal Imaging*) basadas en la diferencia de temperatura entre el fruto y sus alrededores, también han sido utilizadas por diferentes autores para la detección de frutos (Stajanko et al., 2004; Bulanon et al., 2008 y Wachs et al., 2009).

Por tanto, gracias a la gran cantidad de sensores existentes actualmente, junto con el conocimiento de la geoestadística, es posible la construcción y utilización de mapas de cosecha en diferentes cultivos extensivos, como por ejemplo, en distintos tipos de cereal (Blackmore, 2000) y en algodón (Pérez y Agüera, 2005). Dentro del campo de los cultivos leñosos la mayoría de aplicaciones se han llevado en el cultivo de viña. Los trabajos realizados por Bramley et al. (2003), Bramley (2001a), Bramley y Williams (2001) y Bramley y Lamb (2003) serían algunas de las referencias más destacadas en Australia. En Europa, cabe destacar los trabajos de Tisseyre et al. (2001), Bordes (2004) y Arnó et al. (2005a y 2005b). Más recientemente, Mazzetto et al. (2010) generan mapas del Índice de Vegetación NDVI mediante interpolación espacial a partir de los datos suministrados por sensores ópticos y de ultrasonidos en viña.

Dentro del ámbito vitivinícola español la realización de mapas de cosecha ha tenido lugar principalmente en la finca de Raimat (Lleida), propiedad de la empresa Codorníu, S.A. Concretamente, la empresa implementa en una de las vendimidoras de la finca un monitor de cosecha *Canlink 3000* de la firma australiana *Farmscan*. Con la información proporcionada por el sensor y usando el protocolo de Bramley y Williams (2001a), Bordes (2004) obtiene el mapa de vendimia del año 2002 en dos parcelas de la finca. Una de estas misma parcelas será objeto de los trabajos posteriores de Arnó et al. (2005) para la obtención de mapas de cosecha correspondientes a las vendimias de los años 2003 y 2004. En ambos casos, se constata que la cosecha de uva presenta una

considerable variabilidad dentro de las parcelas que, medida como Coeficiente de Variación sobre los valores interpolados, alcanza valores del 40%-50% y, en todo caso, nunca inferiores al 20%. Dentro del ámbito de la teledetección se han desarrollado distintos trabajos en relación a la zonificación intraparcilaria de la viña (Martínez-Casasnovas et al. 2010) y la predicción de la cosecha (Muixac, 2005 y Martínez Casasnovas et al. 2005) a partir de imágenes multiespectrales.

En agricultura de precisión, la cubierta foliar y la biomasa son parámetros importantes para llevar a cabo las aplicaciones de fertilizantes, fitosanitarios y riego de forma óptima y precisa (Smart et al., 1990; Haselgrove et al., 2000; Wood et al., 2003). Concretamente, la información referente a las características geométricas del dosel foliar de los árboles se encuentran directamente relacionadas con el crecimiento y la productividad (Lee et al., 2010), y esta información ha sido utilizada por diversos autores para predecir el rendimiento de los cultivos (Zaman et al., 2006), la aplicación de fertilizantes en cítricos (Zaman et al., 2005), consumo de agua (Li et al., 2002) o biomasa (Ehlert et al., 2008). La medida de las características del dosel foliar se puede llevar a cabo de forma manual. Para ello se obtienen valores medios correspondientes a la altura y anchura del cultivo, llegando a obtener de forma sencilla estimaciones del volumen del dosel. Pero estas medidas manuales asumen una estructura del cultivo homogénea en la totalidad de la parcela y extrapolan los resultados obtenidos en una hilera de cultivo al conjunto del área de estudio. También existe la posibilidad de llevar a cabo la medida de la totalidad de la superficie foliar y del LAI. Para ello es necesario llevar a cabo un método destructivo y con un elevado consumo de tiempo ya que incluye la defoliación total de una muestra del cultivo y la realización de la medida individual de cada hoja en el laboratorio. Cabe decir también que como en el caso anterior, únicamente se conoce la superficie foliar en una parte de la parcela y por tanto la extrapolación a la totalidad de la parcela supone no tener en consideración la variabilidad intraparcilaria. Por tanto, para hacer frente a las limitaciones que comporta la realización de medidas manuales de la vegetación se han desarrollado nuevas técnicas para llevar a cabo una caracterización electrónica de la vegetación.

A partir de los años sesenta empieza a tener lugar el uso de los escáneres láser en distintas áreas. Sin embargo, no es hasta el año 1980 en que la tecnología láser empieza a utilizarse para la detección de biomasa forestal y en la producción de

cultivos. Inicialmente, las técnicas utilizadas para evaluar la biomasa y el volumen de madera eran aplicadas directamente para evaluar el volumen del dosel foliar en los cultivos. Posteriormente, con el avance de la tecnología, tuvo lugar el desarrollo de nuevos sistemas de detección para cultivos específicos. En los últimos años la tecnología LIDAR (*Light Detection and Ranging*) ha sido utilizada en distintas investigaciones para caracterizar el dosel foliar en distintos cultivos. Algunas de las aplicaciones realizadas son:

- El estudio realizado por Walklate et al. (1997 y 2002), en el cual se elabora una metodología en la que se utilizan las lecturas del láser para medir diferentes parámetros vegetativos en manzanos. Posteriormente, Arnó (2008) emplea la metodología de análisis propuesta por Walklate para la caracterización de viña.

- La evaluación de parámetros vegetativos en cultivos arbóreos (Tumbo et al., 2002; Wei y Salyani, 2004 y 2005) y cultivos herbáceos (Ehlert et al. 2007 y 2008).

- La obtención de imágenes de árboles en tres dimensiones (Sanz et al., 2004 y 2005b).

- La estimación de la superficie foliar en frutales y viña (Sanz et al., 2005a; Arnó et al., 2006; Palacín et al., 2007, Llorens et al., 2011).

- Las aplicaciones más recientes del LIDAR en viticultura han sido explicitadas en Sanz et al. (2004 y 2005), Arnó et al. (2006) y Ventura (2007).

- Sanz et al. (2011) llevan a cabo una caracterización de la geometría del rayo láser del sensor LIDAR LMS 200 y la respuesta ante distintos obstáculos mediante la realización de distintos ensayos.

- Llorens et al. (2011) proponen una metodología para la obtención de mapas de vegetación georeferenciados mediante la utilización de un sensor LIDAR y un receptor GPS.

Estas aplicaciones, nombradas anteriormente, irían centradas en la obtención de la superficie foliar y de diferentes parámetros vegetativos que permitirían caracterizar la estructura vegetativa de los cultivos. A continuación, se muestran otras aplicaciones que se centran más en la línea de la optimización de los tratamientos fitosanitarios en

distintos tipos de cultivos. Entre otros, algunos ejemplos de esta aplicación serían los siguientes:

- Walklate et al. (2003 y 2006) y Walklate y Cross (2005) en manzano intentan ajustar las dosis de fitosanitarios en base a la densidad de vegetación.

- Escolà et al. (2007) mejoran las dosis aplicadas en frutales en base a la estimación del volumen de los árboles con LIDAR y la aplicación variable de pesticidas.

Otra técnica utilizada en la medida del dosel foliar de los cultivos es el uso de sensores de ultrasonidos. Dichos sensores transmiten ondas de alta frecuencia hacia un objeto y perciben el eco reflectado. La distancia entre el sensor y el objeto es calculada a partir de la medida de la diferencia de tiempo entre la transmisión y la recepción de las ondas. Su utilización empezó a tener lugar a finales de los ochenta. Giles et al., (1988) utilizan sensores de ultrasonidos para medir el volumen del dosel foliar en árboles. Posteriormente, Giles et al. (1989) constatan la reducción del volumen de tratamiento entre un 28-52% mediante el uso de medidas realizadas con ultrasonidos, las cuales varían fuertemente en función de la estructura del cultivo. Moltó et al. (2001) investigan la posibilidad de reducir los fitosanitarios mediante la medida de la distancia entre el pulverizador y el dosel del árbol utilizando sensores de ultrasonidos, llegando a reducir las aplicaciones por encima del 37%. Solanelles et al. (2006) prueban un prototipo de pulverizador con un sistema electrónico de control que contiene sensores de ultrasonidos en plantaciones de olivo, pera y manzano llegando a reducir la aplicación de producto fitosanitario en un 28-70% frente a las aplicaciones convencionales. Gil et al. (2007) también muestran una media de un 58% menos de líquido aplicado utilizando sensores de ultrasonidos al comparar una aplicación uniforme con una aplicación variable basada en las variaciones estructurales de la vegetación en viña. En los trabajos realizados por Tumbo et al. (2002), se lleva a cabo una comparación entre un escáner láser y unos transductores de ultrasonidos para medir el volumen del dosel en naranjos. En comparación con las medidas realizadas de forma manual, las medidas realizadas con ultrasonidos tienen un R^2 de 0,90 con un RMSE de $1,7 \text{ m}^3$. En el caso de las medidas realizadas con el láser se obtiene un valor de R^2 de 0,95 i un RMSE de $1,9 \text{ m}^3$. Por tanto, el sistema de sensores láser se comportó ligeramente mejor, ya que había una resolución más alta. Zaman y

Salyani (2004) investigan el efecto de la velocidad de desplazamiento en la medida del dosel en cítricos con el sistema de ultrasonidos Durand-Wayland. Para densidades elevadas de hoja, la velocidad no afecta mucho en la medida del dosel, dando lugar a errores de 1,0-1,1% comparando con los resultados obtenidos de forma manual. En cambio, en las zonas que la vegetación era menos densa, la velocidad de avance tenía un mayor efecto dando lugar a errores estándar de 1,5-3% en la medida del volumen del dosel. Schuman y Zaman (2005) desarrollan un software que realiza mapas en continuo del volumen del dosel y la altura de los árboles en cítricos mediante el uso de sensores de ultrasonidos y un receptor DGPS.

La estrecha relación de las propiedades físicas y químicas del suelo con la producción de los cultivos, ha puesto de manifiesto la importancia de desarrollar técnicas capaces de evaluar dichas propiedades. Concretamente, existe un buen número de propiedades del suelo que influyen sobre la cosecha. Kitchen et al. (2003) destacan como fundamentales, la capacidad de almacenamiento de agua, la textura, la estructura, la densidad, el contenido de materia orgánica, el pH, el nivel de fertilidad y la profundidad. Otras características que también han mostrado cierta relevancia son las que se relacionan con la topografía, como la cota y la pendiente. Para la detección de las propiedades anteriores se han desarrollado distintos métodos entre los cuáles cabría citar la espectroscopía NIR y MIR, electrodos, imágenes térmicas, espectroscopía Raman, fluorescencia y microondas (Lee et al., 2010). Sin embargo, para la caracterización del suelo, los sensores eléctricos y electromagnéticos son los que han sido mayormente utilizados hasta el momento, aunque también se han investigado sensores de suelo basados en principios ópticos y radiométricos, mecánicos, acústicos, neumáticos y electroquímicos (Adamchuk et al., 2004). Los sensores de inducción electromagnética, que miden la conductividad eléctrica aparente del suelo (CE_a), han sido muy utilizados en viticultura de precisión (VP). Los ejemplos más conocidos son los sensores *EM-38* (Geonics Limited, Ontario, Canadá) y *Veris 3100* (Veris Technologies Inc., Salina KS, USA). Además, la implementación de un sistema de posicionamiento global (GPS) ha permitido la medida de la CE del suelo pueda realizarse sobre un mayor número de puntos, lográndose una resolución espacial considerable. De hecho, la idoneidad de este tipo de sensores en VP ha sido reconocida por un buen número de investigadores (Ormesher, 2001; Proffitt y

Hamilton, 2001; Bramley y Lamb, 2003). El interés de la medida de la CE es elevado, al tratarse de un parámetro con buena correlación con la textura del suelo, con la capacidad de retención de agua, con el contenido de materia orgánica, con la salinidad y con la profundidad del suelo (Bramley et al., 2000).

Por otro lado, para llevar a cabo la medida de la acidez o alcalinidad de un suelo, el pH constituye uno de los parámetros químicos del suelo más importantes (Viscarra et al., 1999). Por tanto, el conocimiento de la variación espacial del pH en una parcela es un factor clave a tener en cuenta para la productividad de los cultivos así como para la aplicación de enmiendas de cal. Para ello resulta necesaria la elaboración de mapas precisos sobre el pH del suelo. Siendo la densidad de muestra el factor que influye mayormente sobre la calidad de los mapas de pH (Gebbers et al., 2009). Inicialmente, Mueller et al. (2001) y Brouder et al. (2005) analizaron distintas resoluciones de muestreo para llevar a cabo una buena densidad de muestra. Sin embargo, el desarrollo de nuevas tecnologías en el campo de la AP ha dado lugar a sensores capaces de llevar a cabo la medida del pH de un forma continua (*on-the-go sensing*). Recientemente, cabría citar el sensor Veris pH ManagerTM de alta resolución para la generación de mapas de pH, disponible comercialmente en USA y evaluado en condiciones de campo por Schrimann et al., (2011).

II.2. Geoestadística y generación de mapas para la agricultura de precisión

En el apartado anterior se ha comentado que, una vez se tienen los datos correspondientes a las distintas variables que tratan de medir la variabilidad de una parcela, se debe proceder a la obtención de mapas de dichas variables (Figura 1) y así tratar de plasmar de forma visual su variación. En el presente proyecto, la variable a analizar es un parámetro capaz de estimar la vegetación existente dentro de una parcela agrícola.

A continuación (Figura 3), se muestra de forma muy resumida el procedimiento a seguir para llegar a la obtención de un mapa de una determinada variable.

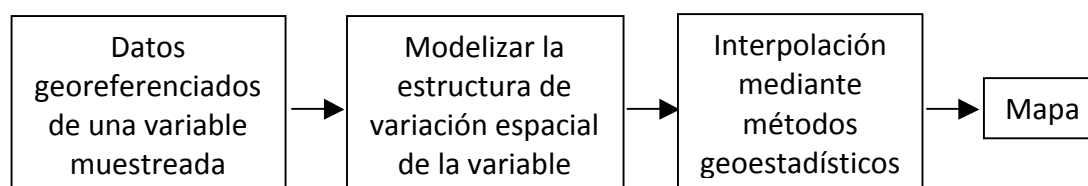


Figura 3. Esquema de las etapas a seguir para la obtención de un mapa de una determinada variable

La elevada cantidad de datos proporcionados por los diferentes sensores pasa ineludiblemente por el uso de algunas técnicas propias del ámbito de la geoestadística, necesarias para poder llevar a cabo el análisis. La elaboración de mapas únicamente a partir de los puntos muestreados es normalmente insuficiente para poder llegar a obtener una caracterización fiable de la variabilidad de una determinada variable, ya que no se cuantifica de un modo uniforme su variación espacial. Por ejemplo, en el caso de los monitores de cosecha, los datos lógicamente se limitarán únicamente a las filas del cultivo sin poder llegar a obtener un mapa continuo del rendimiento de una parcela. Ciertamente, a partir de un mapa vectorial se puede llegar a tener una idea más o menos fiable de la variabilidad de la cosecha a lo largo de una parcela en función de la cantidad de puntos muestreados. Sin embargo, esta manera de elaborar los mapas es incompatible con la posibilidad de superponer distintas capas de información (vegetación, características del suelo, distribución de plagas, etc) y llegar a construir un mapa capaz de plasmar con un mayor grado de fiabilidad la variabilidad intraparcilaria. Para ello, es necesario obtener un mapa de superficie, es decir, un mapa donde cada valor de la variable esté referido según una malla regular de puntos con coordenadas conocidas (mapa ráster). Finalmente, a partir de la información procedente de los sensores, es necesario llevar a cabo una interpolación de las variables para obtener su valor en cada uno de los puntos de la malla que no han sido muestreados.

II.3. Interpretación de mapas y manejo zonal a nivel de parcela

Como se comentó en el inicio del presente proyecto el manejo sito-específico (Site-Specific Management, SSM) es la base de la agricultura de precisión y está fundamentado en la coincidencia de la aplicación de recursos y la realización de prácticas agrícolas a los requerimientos del suelo y del cultivo según varíen en un lugar determinado (Dobermann y White, 1999). Para llevar a cabo esta nueva concepción de manejo de las parcelas agrícolas, las recientes investigaciones se han centrado en la creación de zonas de manejo (*Management Zones, MZ*), las cuales pueden ser definidas como subregiones de una parcela donde las diferencias estacionales en el clima, suelo, gestión, etc. sobre el cultivo se esperan que sean más o menos uniformes (Lark, 1998).

Para llevar a cabo un mapa de zonas, normalmente deben tenerse en cuenta 3 factores: (i) la información a ser utilizada como base para la creación de zonas, (ii) el procedimiento utilizado para procesar la información y (iii) el número óptimo de zonas en que debería ser dividido (Fridgen et al., 2004). Para llevar a cabo la delimitación de zonas de manejo existe una gran cantidad de información disponible tanto del cultivo como de características propias de la parcela agrícola. Normalmente, para conseguir una significación estadística de las muestras que determinarán las zonas de manejo, se necesitan muestreos elevados que comportan un gran coste económico y temporal (Franzen et al., 2002). Sin embargo, toda esta problemática cada vez es menor con el desarrollo de nuevas tecnologías capaces de tomar datos de forma continua (*on-the-go sensors*). La información del suelo, incluyendo el nivel de nutrientes (Abegaz y Van Keulen, 2009; Wang et al., 2009), la conductividad eléctrica del suelo (Cambouris et al., 2006; Li et al., 2007b; Morari et al., 2009; Moral et al., 2010) y el color del suelo (Inman et al., 2008), ha sido utilizada para la caracterización de zonas de manejo. Información del cultivo (Flowers et al., 2005; Li et al., 2007a; Pedrosoa et al., 2010), topografía (Reyniers et al., 2006) y la experiencia del agricultor (Fleming et al., 2000) también han sido la base para la delimitación de zonas de manejo en las parcelas agrícolas. El uso de fotografías aéreas (Schepers et al., 2000) y la detección remota con satélites (Mulla y Schepers et al., 1997) son otras metodologías utilizadas para la definición de zonas de manejo. Finalmente, algunos investigadores han optado por la utilización de diversas fuentes de información para la construcción de zonas de manejo. Schepers et al.

(2004) utilizan cinco atributos del paisaje para la delimitación de zonas de manejo. Franzen y Kitchen (1999) delimitan zonas de manejo en base a la conductividad eléctrica del suelo, imágenes de satélite y mapas de rendimiento de los cultivos para el manejo de la fertilización nitrogenada.

Para la delimitación intraparcilaria de las zonas con características homogéneas o nivel productivo similar se han venido utilizando distintos métodos. Algunos de los más interesantes han sido citados por Lark y Stafford (1996), Blackmore (2000), Shearer (2001), Cuppit y Whelan (2001), Bramley y Hamilton (2004) y Diker et al. (2004). Con todo, los métodos mayormente utilizados para la zonificación intraparcilaria en viña y otros cultivos, ya sea por su robustez estadística, ya sea por su sencillez aplicativa, son los métodos de análisis de conglomerados (análisis *cluster*) (Arnó, 2008). Esta metodología permite, mediante un proceso iterativo, la agrupación de los individuos o píxels de la cobertura ráster en grupos más o menos homogéneos dentro de una misma parcela, así como la determinación del número óptimo de zonas para una determinada parcela. Como métodos de partición más utilizados pueden citarse el algoritmo de *k*-medias (Cuppitt y Whelan, 2001; Taylor, 2001; Shatar y McBratney, 2001; Bramley y Lamb, 2003; Taylor et al., 2003; Bramley y Hamilton, 2004; Ortega y Santibáñez, 2007), y, el algoritmo difuso de *c*-medias (*fuzzy c-means*) (Lark y Stafford, 1996; Fridgen et al., 2000; Panneton et al., 2001; Boydell y McBratney, 2002; King et al., 2005; Paoli et al., 2005; Ping y Dobermann, 2005; Yan et al., 2007). Otro algoritmo utilizado para la creación de zonas es el ISODATA (Iterative self-organizing data analysis) (Tou y Gonzalez, 1974). Dicho algoritmo se encuentra dentro del grupo de los algoritmos no supervisados al igual que el algoritmo de *k*-medias. Sin embargo respecto al algoritmo anterior, ISODATA incorpora algunas mejoras en cuanto a la división y unión de los clusters (Jensen, 1996). Concretamente, cabe la posibilidad de fusionar dos clusters siempre y cuando el número de miembros de un clúster (píxels) sea inferior a un determinado umbral, o si los centros de dos clusters están más cerca de un cierto umbral. Por tanto, a pesar de haber definido previamente el número de zonas a delimitar, el algoritmo ISODATA puede variar el número final de zonas. Por el contrario, en el caso del algoritmo de *k*-medias el número de zonas inicial y final se mantienen constantes.

Con todo, de momento no existe una metodología ampliamente aceptada para llevar a cabo la delimitación de zonas de manejo diferencial en las parcelas agrícolas. Para mayor información, Guastaferro et al. (2010) llevan a cabo una comparación detallada de distintas metodologías para la creación de zonas de manejo, llegando a la conclusión de que la aplicación de los distintos métodos de análisis clúster requieren de un conocimiento y una experiencia necesaria para ser capaces de interpretar los resultados obtenidos tras su aplicación.

Centrándonos en el número óptimo de zonas de manejo, tampoco existe un criterio común aceptado por los distintos investigadores. Algunas posibles recomendaciones al respecto podrían ser las propuestas por los distintos investigadores que se mencionan a continuación. Jiang et al. (2011) recomiendan un número óptimo de 4 zonas de manejo en campos de tabaco, a partir del análisis clúster de cuatro propiedades del suelo. Ikenaga e Inamura (2008) definen 5 zonas de manejo a partir de propiedades del suelo en cultivo de arroz, trigo de invierno y soja. Zaman y Schumann (2006) recomiendan un total de 3 zonas de manejo (alto, medio y bajo) a partir del NDVI y el nivel de materia orgánica en cítricos. Song et al. (2009) también recomiendan un total de 3 zonas de manejo a partir de distintas muestras de suelo y rendimiento en trigo de invierno. Finalmente, dentro del ámbito de la viticultura, Arnó (2008) recomienda la delimitación de dos tipos de zonas o subparcelas distintas (zona de cosecha baja y zona de cosecha alta) que son las que muestran una mayor estabilidad temporal en base a distintos factores del suelo y del cultivo que influyen sobre la vendimia. Concluyendo también que el algoritmo difuso de *c*-medias permite una mejor zonificación de la parcela, formando áreas que, siendo más compactas en superficie, mantienen asimismo mejor equilibradas las diferencias zonales a lo largo del tiempo (Arnó et al., 2011). Con todo, la recomendación general es llevar a cabo una delimitación de 2 a 5 zonas o subparcelas dentro de una misma parcela (Fridgen et al., 2000; Bramley y Hamilton, 2004).

Finalmente, también cabe decir que las zonas de manejo diferencial dentro de una parcela pueden variar con el insumo aplicado (es decir, la zonificación que optimiza el abonado nitrogenado puede ser diferente de la que debe utilizarse para la vendimia selectiva). Asimismo, la eliminación de detalles excesivos de variación espacial debe permitir la delimitación de zonas compactas y regulares, simplificándose la variación

intraparcelaria y reduciéndose los requerimientos de la maquinaria de aplicación variable (Zhang et al., [2002](#)).

III. OBJETIVOS

Tal y como se ha comentado en la introducción y como continuación de las investigaciones realizadas hasta el momento, los objetivos que se pretenden alcanzar con la realización del presente proyecto son:

- La generación de mapas de vegetación (mapas de LAI), a partir de los datos del escaneo de una plantación de viña mediante un sensor láser terrestre (LIDAR).
- La creación de zonas de manejo diferencial a partir de los mapas de vegetación.
- El desarrollo de un protocolo de utilización de los sensores láser terrestres en campo y del manejo de datos en post-proceso para la generación fiable de mapas de vegetación.

IV. MATERIAL Y MÉTODOS

IV.1. Sistema de adquisición de datos. Diseño, puesta a punto y cálculo del LAI

IV.1.1. Componentes

Para realizar todas las medidas del LAI y la posterior generación de un mapa mediante interpolación geoestadística, el instrumental utilizado fue el sistema TREE-SCANNER (Figura 4) diseñado por el grupo de investigación "Agricultura de Precisión, Agròtica i Agrotecnologia (GRAP)" de la Universitat de Lleida. Dicho sistema está formado por distintos dispositivos que se sitúan sobre una plataforma que iba sujeta al enganche tripuntal del tractor tal y como se comenta a continuación.



Figura 4. Sistema TREE-SCANNER en campo

1) Escáner láser

El sensor LMS 200 (Figura 5), (SICK AG, Waldkirch, Germany), es un dispositivo capaz de medir la distancia a determinados objetos. Para ello, utiliza un rayo láser infrarrojo que es emitido (pulsado) a una cierta frecuencia. Cuando el rayo láser encuentra un obstáculo, parte del rayo es reflejado hacia el escáner y es detectado por el receptor del propio LIDAR. El principio de funcionamiento se basa en la medida del tiempo (δt) que media entre la emisión y la recepción del rayo. Este tiempo es directamente proporcional a la distancia existente entre el escáner y el objeto (Lee y Ehsani, 2007). Durante la emisión, el rayo láser es deflektado de forma secuencial según un intervalo angular predeterminado. Ello se consigue mediante el uso de un espejo giratorio situado en el interior del escáner (Figura 6). De este modo, se obtiene un escaneado 2D o barrido, describiendo el rayo láser un ángulo total de 180° .



Figura 5. Sensor SICK LMS 200

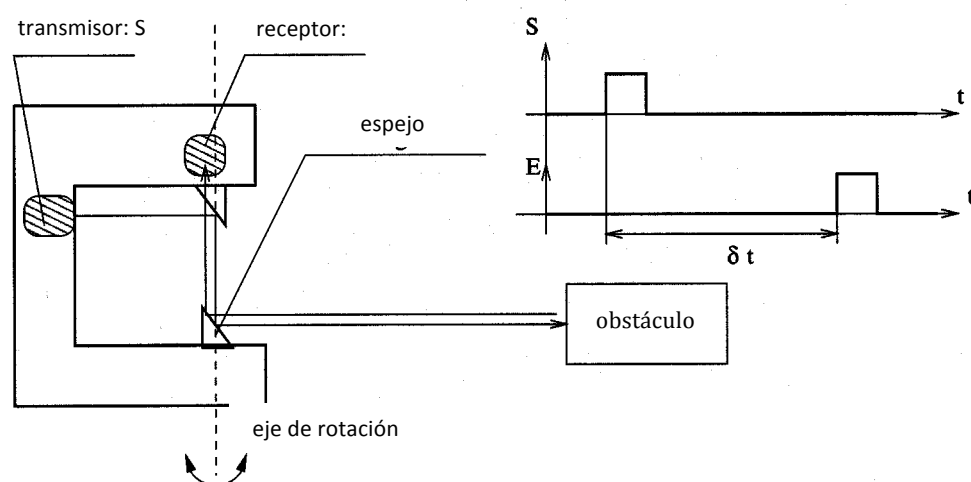


Figura 6. Principio de funcionamiento del sensor SICK LMS 200

En este trabajo, el escáner láser SICK LMS 200 emitía de forma pulsada un rayo láser infrarrojo con una longitud de onda de 905 nm (infrarrojo cercano), pudiendo operar en modo milimétrico o en modo centimétrico. En el primer caso (que fue el que finalmente se adoptó en este trabajo), la distancia máxima medida era de 8 m (para ser exactos, 8191 mm).

La utilización en campo del escáner SICK LMS 200 se realizó en base a la siguiente configuración (Figura 7):

- modo milimétrico (distancia polar de 8 m)
- ángulo de barrido de 0° a 180°
- resolución angular de 1°
- comunicación externa por un puerto serie RS232 a 38,4 kbaud

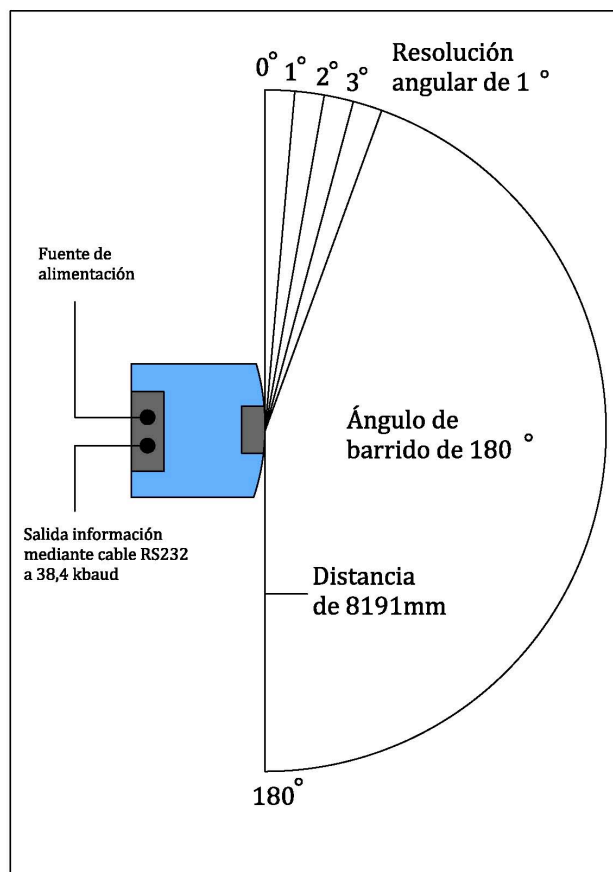


Figura 7. Esquema de la configuración del sensor SICK LMS 200 adoptada para la realización de las pruebas de campo

2. Ordenador MAC-PRO

La información proporcionada por el sensor SICK LMS 200 era transmitida mediante un cable RS232 a 38,4 kbaud a un ordenador Mac Pro one 2,8 GHz Quad-Core Intel Xeon/3GB/1TB/Radeon 5770/SD. El sistema operativo utilizado fue el MAC-OS X.

3. Ordenador MAC-MINI

La información proporcionada por el sensor inercial *Mti* se transmitía mediante un puerto USB a 115,2 kbaud a un ordenador Mac-mini con un procesador Intel® Core™ Duo de 2,4 GHz. El sistema operativo utilizado fue el Windows XP por requerimientos de drivers del sensor inercial.

4. Sensor inercial

Para llevar a cabo la medida de aceleraciones, giros y cambios del campo magnético en los 3 ejes se utilizó un sensor inercial. Concretamente, se utilizó el modelo *Mti* del fabricante X Sens. Dicho sensor *Mti* contenía acelerómetros, giróscopos y magnómetros en 3D, considerándose una unidad de medida inercial (IMU). Su procesador interno de señal de bajo consumo era capaz de proporcionar en tiempo real y libre de deriva, orientaciones 3D, aceleraciones 3D calibradas, ratios de giro 3D y datos 3D del campo magnético terrestre. En el presente proyecto, el sensor inercial se ha utilizado para tener en cuenta las desviaciones en el sentido del avance del tractor y en la perpendicularidad del sensor al suelo, cada vez que se iban tomando las medidas con el escáner láser.



Figura 8. Sensor inercial

5. Sistema satelital de navegación global (SSNG)

El sistema satelital de navegación global elegido fue el *Global Positioning System* (GPS). Tal y como se ha comentado en el apartado de geoestadística y agricultura de precisión, la variable aleatoria de estudio $Z(u)$ necesita ser referida a la coordenadas espaciales X e Y donde ha sido estimada para poder llegar a realizar una posterior interpolación. De ahí que el sistema de medida utilizase un dispositivo GPS-RTK capaz de proporcionar dichas coordenadas con precisión centimétrica. Concretamente se utilizaron dos receptores GPS modelo *GX 1230 GG* del fabricante *Leica Geosystems AG*. El primero era la estación base que enviaba los errores del sistema al GPS móvil utilizando un radio módem. El segundo GPS, situado en la plataforma, era el que aplicaba la corrección y transmitía la información al puerto serie de comunicación de los ordenadores.

La determinación de la posición en un punto mediante GPS se basa en la intersección de esferas virtuales centradas en cada uno de los satélites y de radio la distancia satélite-receptor (antena GPS). Sin embargo, como todas las medidas se encuentran influenciadas por distintas fuentes de error, era necesario aplicar correcciones. Esta corrección es la que nos da el RTK (Real Time Kinematic). Esta metodología se basa en corregir los radios de las esferas comentadas anteriormente hasta llegar a encontrar su intersección en el punto de estudio. Procediendo de esta manera, se obtienen medidas con una elevada precisión en tiempo real.



Figura 9. Base fija receptora GPS modelo *GX 1230 GG* (*Leica Geosystems AG*)

6. Generador

Inicialmente, todo el sistema estaba alimentado con una batería que suministraba corriente continua (CC). Sin embargo, la necesidad de conectar dispositivos que requerían el suministro de corriente alterna (CA), supuso la conexión de un inversor que fuese capaz de suministrar CA a todo el sistema. A pesar de ello, la potencia generada era de 400 W y la requerida de 500 W aproximadamente. Para hacer frente a las necesidades energéticas del sistema, se optó por la conexión de un generador *Ibiza Inverter* de 1000 W capaz de generar una onda eléctrica de salida muy estable que garantizaba la seguridad de los distintos dispositivos electrónicos.



Figura 10. Generador *Ibiza Inverter*

En la figura 11 se muestra el esquema de todos los dispositivos y conexiones del sistema TREE-SCANNER.

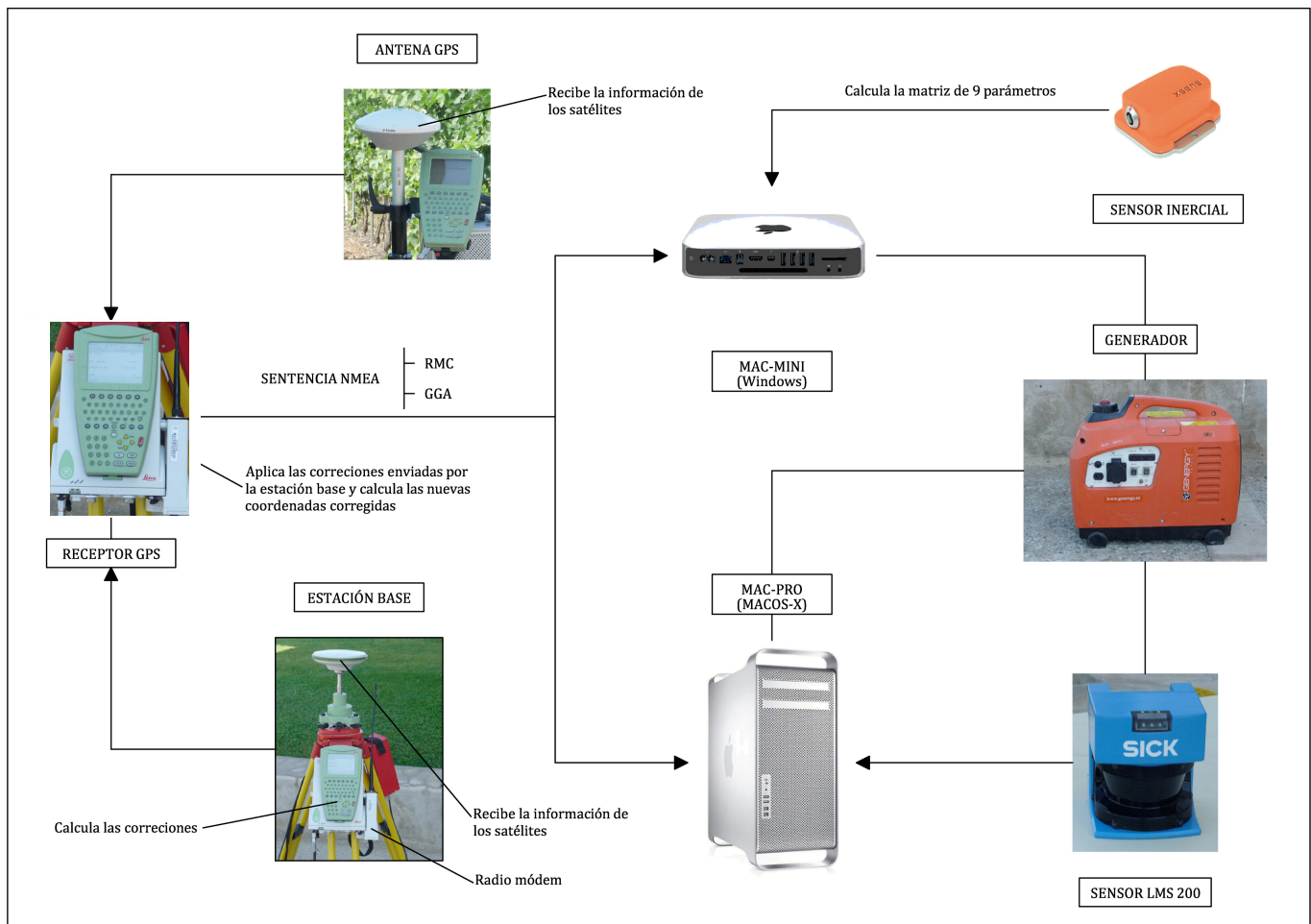


Figura 11. Esquema de conexiones y dispositivos del sistema TREE-SCANNER

IV.1.2. Información generada y funcionamiento del sistema

Tras llevar a cabo el escaneo de una hilera de viña, la información proporcionada por el sistema TREE-SCANNER es la que se comenta a continuación:

1) *GPS*: sentencias NMEA (National Marine Electronics Association). Concretamente, se han utilizado las sentencias RMC (Recommended Minum data for GPS) y GGA (Fix Information).

2) *INS* (sensor inercial): sentencias que contienen una matriz de giro con un total de 9 parámetros.

3) *LIDAR LMS 200*: sentencias que contienen las coordenadas polares (ángulo y distancia) correspondientes a los puntos de intercepción de cada barrido.

Tal y como se ha dicho, el GPS proporcionaba unas sentencias llamadas NMEA. A continuación, se comenta brevemente qué son dichas sentencias y qué información contienen.

La “National Marine Electronics Association” (NMEA) creó un protocolo para llevar a cabo la comunicación entre los distintos dispositivos que componen la electrónica marina. Dicho protocolo describe la forma de transmitir la información de coordenadas, latitud, longitud, etc, utilizando una serie de sentencias llamadas sentencias NMEA y que se encuentran contenidas en el estándar NMEA 183. Actualmente, los dispositivos GPS también utilizan estas sentencias como estándar de comunicación. Todos los datos transmitidos a través de estas sentencias son caracteres ASCII. Cada sentencia comienza con “\$” y termina con <CR><LF> (CR: Carriage Return, LF: Line Feed). Los primeros dos caracteres después de “\$” son los que identifican el equipo, y los siguientes tres caracteres corresponden al identificador del tipo de sentencia que se está enviando. Los tres tipos de sentencias NMEA que existen son las de envío (Talker Sentences), origen del equipo (Proprietary Sentences) y consulta (Query Sentences).

Por lo que se refiere al presente trabajo las sentencias NMEA se han utilizado para la transmisión de datos entre GPS y MAC PRO, y entre GPS y MAC MINI.

Concretamente, contenían la siguiente información:

RMC (Recommended Minimum data for GPS)

Esta secuencia indica los datos mínimos recomendados específicos del GPS. A continuación, se encuentra un ejemplo de sentencia RMC explicando la información contenida.

Ejemplo:

\$GPRMC,123519,A,4807.038,N,01131.000,E,022.4,084.4,230394,003.1,W*6A

Donde:

- RMC Recommended Minimum sentence C
- 123519 Fix taken at 12:35:19 UTC (*Hora en que han sido tomados los datos*)

- A Status A=active or V=Void. *(Indica el estado en que se encuentra el dispositivo)*
- 4807.038, N 48° 78,038 min Latitud N
- 01131.000, E 11° 31,000 min Longitud E
- 022.4 Speed over the ground in knots *(Velocidad de avance del GPS en nudos)*
- 084.4 Track angle in degrees True *(Indica el azimuth. Ángulo respecto al norte geográfico)*
- 230394 Date – 23rd of March 1994 *(Fecha)*. Este es el principal dato por el cual se utiliza esta sentencia.
- 003.1,W Magnetic Variation
- *6A The checksum data, always begins with * *(Suma de verificación de datos)*

GGA (Fix Information)

Esta sentencia contiene los datos fijos del GPS. A continuación, se encuentra un ejemplo de sentencia GGA explicando la información contenida.

Ejemplo:

\$GPGGA,123519,4807.038,N,01131.000,E,1,08,0.9,545.4,M,46.9,M,,*47

Donde:

- GGA Global Positioning System Fix Data
- 123519 Fix taken at 12:35:19 UTC *(La hora)*
- 4807.038, N 48° 78,038 min Latitud N
- 01131.000, E 11° 31,000 min Longitud E
- 1 Fix quality: 0 = invalid; 1 = GPS fix (SPS); 2 = DGPS fix; 3 = PPS fix; 4 = Real Time Kinematic *(La que se utiliza)*; 5 = Float RTK; 6 = estimated (dead reckoning) (2.3 feature); 7 = Manual input mode; 8 = Simulation mode.
- 08 Number of satellites being tracked *(Número de satélites que se están siguiendo)*
- 0.9 Horizontal dilution of position *(Indica cómo afecta la geometría de la constelación de satélites que el receptor está recibiendo a la precisión en la medida. Por debajo de 2 es una buena medida. Cuánto menor sea el valor, mayor será la precisión de la medida)*

- 545.4, M Altitud, m, above mean sea level (*Altura del GPS sobre el nivel del mar*).

Este es el principal dato por el cual se utiliza dicha sentencia.

- 46.9, M Height of geoid (mean sea level) above WGS84 ellipsoid (*Indica la altura del GPS sobre el geoide*)

- (empty field) time in seconds since last DGPS update

- (empty field) DGPS station ID number

- *47 the checksum data, always begins with * (*Suma de verificación de datos*)

Para llegar a obtener un único archivo que contenga toda la información procedente de los distintos dispositivos del sistema TREE-SCANNER, fue necesario llevar a cabo un procedimiento de toma de datos que permitiese realizar una unión de toda la información en una fase posterior.

Inicialmente, el sistema TREE-SCANNER empezaba recibiendo las sentencias NMEA correspondientes al GPS móvil. Cada vez que entraba una sentencia en cualquiera de los ordenadores, se le asignaba una hora CPU. Luego se calculaba la diferencia de tiempos entre la hora CPU y la hora GPS, siendo esta última la más exacta. Posteriormente, se iniciaban las lecturas del sensor inercial y del sensor LMS 200 que, al igual que en el caso anterior, se les asignaba una hora CPU cada vez que cualquier ordenador recibiese información. Finalmente, se aplicaba la diferencia de tiempos calculada a partir de la última sentencia de GPS recibida, a la información procedente del sensor inercial y del sensor láser LMS 200.

Con este procedimiento se conseguía tener toda la información procedente de los distintos sensores y GPS sincronizada en el tiempo, pudiendo llegar a obtener finalmente un único archivo que contenía toda la información (LIDAR + INS + GPS) proporcionada por el sistema TREE-SCANNER durante las lecturas realizadas en campo. A continuación, se muestran unas sentencias que corresponden a un archivo completo.

\$GPTIM, 734697.38540365 → Hora corregida contabilizada en días desde el año 0

\$GPTIM, 734697.38540383

\$GPGGA,091458.80,4139.4525497,N,00030.4797776,E,4,07,1.2,334.961,M,,,0.61,0000*2F → Sentencia NMEA tipo GGA procedente del GPS

\$GPINS, -0.14021242, -0.98979408, 0.02545899, 0.98759282, -0.13797161, 0.07499491, -0.07071690, 0.03565833, 0.99685889

\$GPTIM, 734697.38540422

\$GPTIM, 734697.38540455

\$GPTIM, 734697.38540491

\$GPTIM, 734697.38540509

\$GPTIM, 734697.38540527

\$GPINS, -0.14177591, -0.98924696, 0.03591639, 0.98760265, -0.13888408, 0.07315857, -0.06738368, 0.04584324, 0.99667341

\$GPTIM, 734697.38540548

IV.1.3. Estimación del LAI

A modo de esquema, en la figura 12 se explica el procedimiento que se ha seguido para obtener los valores del LAI tras realizar el escaneo de la vegetación.

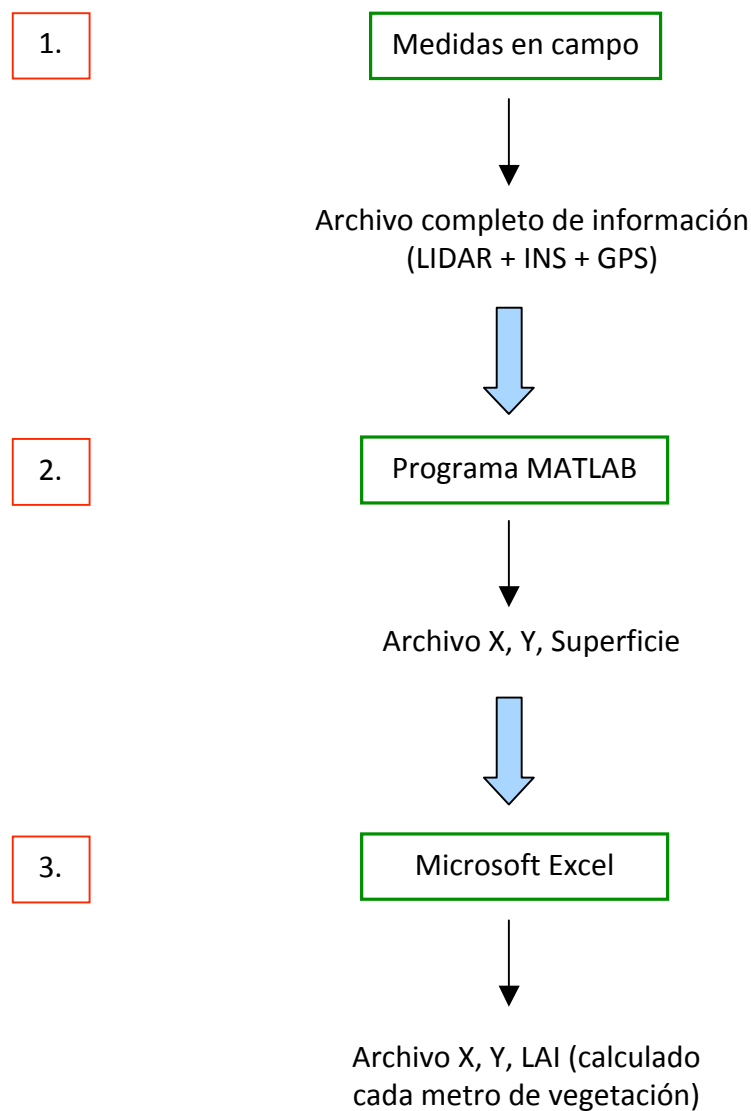


Figura 12. Proceso para la obtención del LAI

A partir del archivo completo (LIDAR + INS + GPS), generado por el sistema TREE-SCANNER, se ejecutaba un programa creado por el grupo de investigación en "Agricultura de Precisió, Agròtica i Agrotecnologia (GRAP)" de la Universitat de Lleida (UdL) mediante la aplicació MATLAB 8.1 (MATrix LABoratory, The MathWorks Inc., Natick, Massachusetts). Dicho programa generaba un archivo en formato *txt* que

contenía las coordenadas X e Y, junto con el valor de la superficie envolvente asignada en dicho punto.

Inicialmente, el programa preguntaba sobre el fichero que se quería procesar. Una vez seleccionado, tenía lugar la introducción de parámetros necesarios para llevar a cabo un filtrado de los datos iniciales. Concretamente, a los datos originales se les aplicaba un total de 3 filtros con la intención de llegar a generar un archivo que conteniase únicamente los puntos que realmente han impactado sobre la vegetación que ha sido escaneada.

Primer filtro:

Este filtro se basaba en la aplicación de una distancia máxima de escaneo. El objetivo era eliminar los puntos que superasen una distancia máxima. Concretamente, la distancia máxima se estableció en 8,19 m.

Segundo filtro:

Este filtro se basaba en la aplicación de una altura mínima de los puntos de escaneo. El objetivo era eliminar todos los puntos (suelo, malas hierbas, etc.) que no superasen una altura mínima de escaneo. Concretamente, se estableció en 0,2 m.

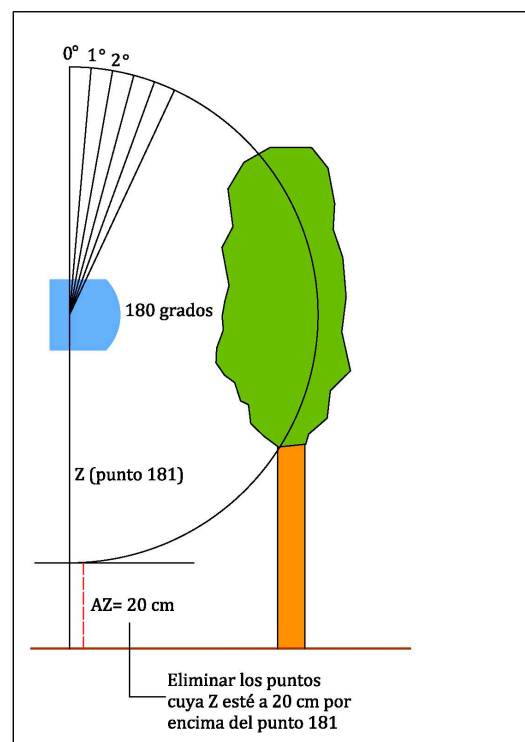


Figura 13. Esquema de la aplicación del segundo filtro

Tercer filtro:

Este filtro se basaba en la creación de una línea imaginaria que dividía la hilera de cepas en dos mitades, a partir de los puntos X e Y de inicio y fin de la misma, de tal manera que se definía una distancia máxima (d) entre la trayectoria de escaneo y la línea imaginaria. El objetivo de este filtro era tener en cuenta los puntos que habían impactado únicamente en el lado de la hilera que había sido escaneado. Evitando así la contabilización de puntos que habían podido impactar en la otra cara de la hilera.

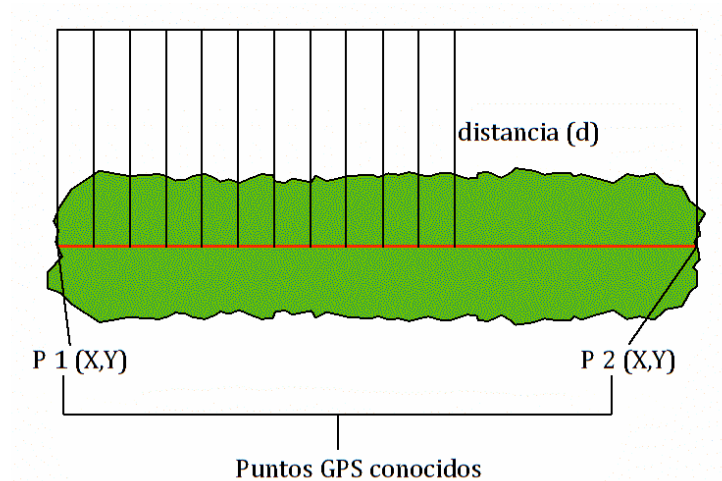


Figura 14. Esquema de la aplicación del tercer filtro

Finalmente, junto con la definición de los filtros, el programa también preguntaba por:

- Los incrementos de X, Y y Z entre el sensor láser (LMS) y la posición del GPS (en m), tomando como referencia el sensor inercial (INS): esta información era necesaria debido al desfase existente entre el LMS y la antena GPS. Por tanto, se medían los desfases entre ambos dispositivos siguiendo los 3 ejes de coordenadas propios del sensor inercial.

- La posición de las luces del LMS (hacia delante o hacia atrás) según el avance de la pasada: esta información era necesaria para saber si el ángulo 0° del LMS se encontraba mirando al suelo o al cielo.

En la figura 15 se muestra una captura de la pantalla de entrada de información del programa comentado.

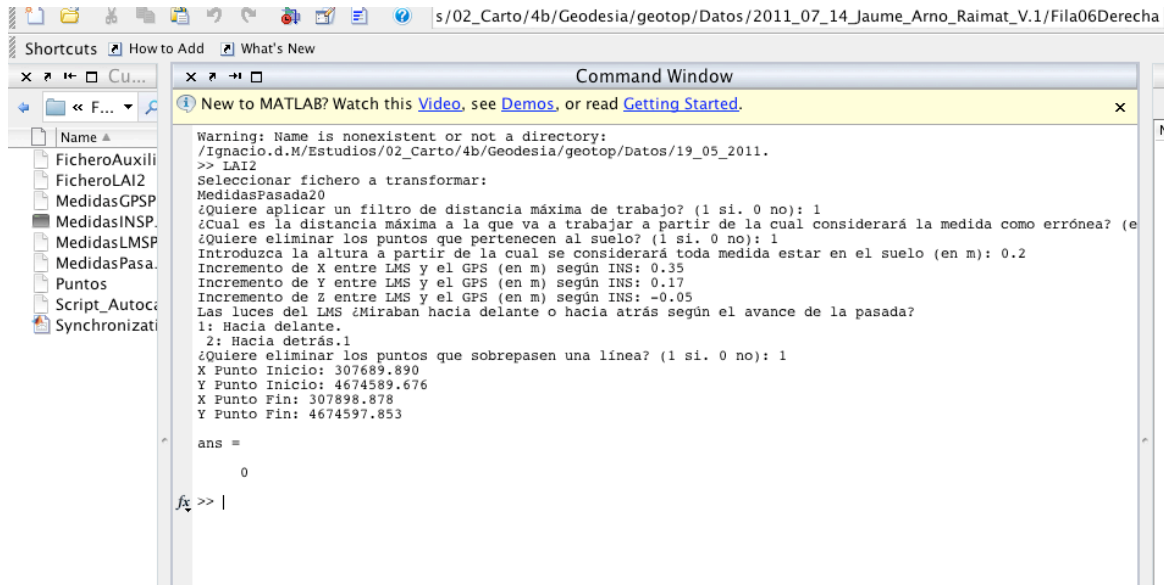


Figura 15. Captura de pantalla del programa creado en MATLAB

Para llegar a asignar una superficie de vegetación a cada punto de impacto el programa se basaba en la siguiente metodología de cálculo (Figura 16).

A partir de 2 puntos obtenidos con el GPS en la trayectoria de escaneo (P_{1GPS} y P_{2GPS}) se calculaba el vector \vec{V} (1).

$$\vec{V} = P_{2GPS} - P_{1GPS} = (x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1) \quad (1)$$

Con los tiempos de medida de los puntos GPS (T_{1GPS} y T_{2GPS}) y el tiempo de entrada al ordenador de los datos del LMS (T_{LMS}), se calculaba el vector de posición \vec{W} según la expresión (2). Este proceso se repetía de forma continua ($\vec{W}_1, \vec{W}_2, \vec{W}_3 \dots \vec{W}_n$) para todos los barridos del LMS 200 que se encontraban entre 2 puntos GPS. Una vez el sensor LMS 200 había superado el punto P_{2GPS} se volvía a calcular de nuevo el vector \vec{V}' entre los puntos 2 y 3 obtenidos con el GPS y el \vec{W}' correspondiente.

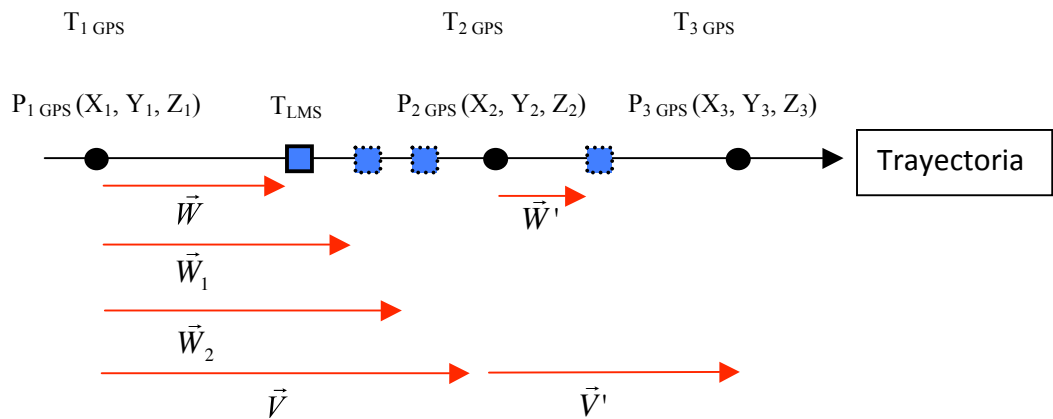


Figura 16. Esquema del cálculo de la posición del LMS 200 en la trayectoria de escaneo

$$\vec{W} = \frac{t_{LMS} - t_{1GPS}}{t_{2GPS} - t_{1GPS}} \cdot \vec{V} = \text{vector comprendido entre el } P_{1GPS} \text{ y el LMS 200} \quad (2)$$

Por tanto,

$$P_{1GPS} + \vec{W} = K \text{ (posición del LIDAR LMS 200) en un instante comprendido entre } T_{1GPS} \text{ y } T_{2GPS}.$$

Llevando a cabo esta metodología de cálculo, fue posible conocer durante todo el escaneo en qué posición se encontraba el sensor LMS 200. Una vez conocida la posición del sensor, se debían tener en cuenta dos consideraciones importantes para llevar a cabo la asignación de superficies de vegetación (Figura 18). La primera de ellas tenía en cuenta que la trayectoria de avance del tractor (sentido del escaneo) era perpendicular al rayo láser (\vec{U}). La segunda se basaba en que el sensor LMS 200 tenía un sistema de coordenadas propio y, por tanto, independiente de la trayectoria que se estuviese llevando durante el escaneo. De esta forma, se conseguía establecer una metodología de cálculo de superficies que no estaba influenciada por la trayectoria del escaneo.

Una vez conocida la posición del sensor LMS 200 era necesario calcular los incrementos ΔX y ΔZ (Figura 18), los cuales variaban en función del ángulo (θ) de cada rayo láser y la distancia (D) del LMS 200 al punto de impacto. Para ello se utilizaron las expresiones 3 y 4 que se muestran a continuación.

$$\Delta X = \text{sen}(\theta) \cdot D \quad (3)$$

$$\Delta Z = \text{cos}(\theta) \cdot D \quad (4)$$

Una vez calculados dichos incrementos, se procedió al cálculo del vector \vec{S} (Figura 18) que era la posición del impacto respecto al LMS 200 y que se encontraba en un sistemas de coordenadas propio al instrumento (LIDAR). A continuación, y como consecuencia de las inclinaciones (desviaciones) en la trayectoria del escaneo, tenía lugar el producto de la matriz de giro proporcionada por el sensor inercial y el vector \vec{S} , obteniendo finalmente el vector $\vec{S}_{transf.}$. Una vez conocido dicho vector, a partir de la expresión 5 se conocía la posición exacta de cada uno de los puntos de impacto.

$\text{punto impacto} = K + \vec{S}_{transf.}$

(5)

Finalmente, tras calcular el vector \vec{S}_{transf} , era necesario calcular la distancia (h) (Figura 17) entre puntos de impacto dentro del barrido (resolución 1°) utilizando la fórmula (6).

$$h(1^\circ) = 1^\circ \cdot \frac{\pi}{180} \cdot distLMS(D) \quad (6)$$

En último lugar, se llevó a cabo el cálculo de la superficie asignada a cada uno de los puntos que conformaban cada barrido. Para ello se calculó el producto entre la distancia h (Figura 17) y la distancia entre barridos. Para el cálculo de la distancia entre barridos se utilizó la expresión 7.

$$distancia \text{ entre barridos} = |\vec{w}_{i+1}| - |\vec{w}_i| \quad (7)$$

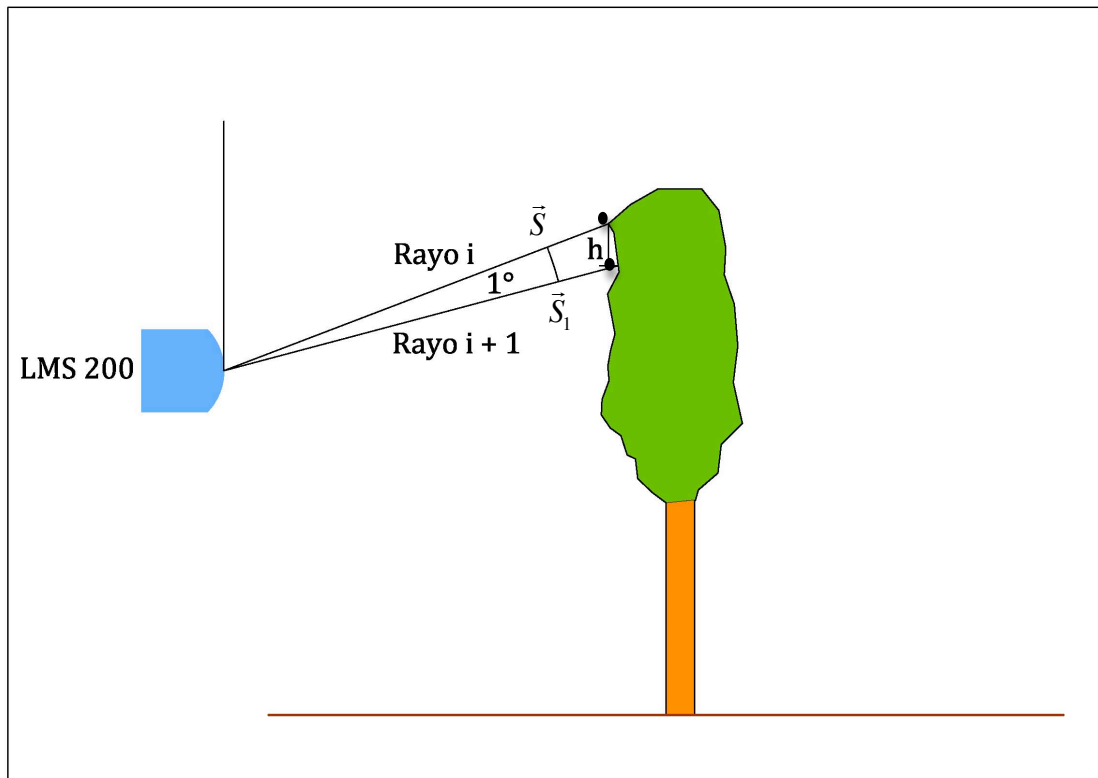


Figura 17. Esquema del cálculo de la distancia h entre puntos de impacto de un mismo barrido

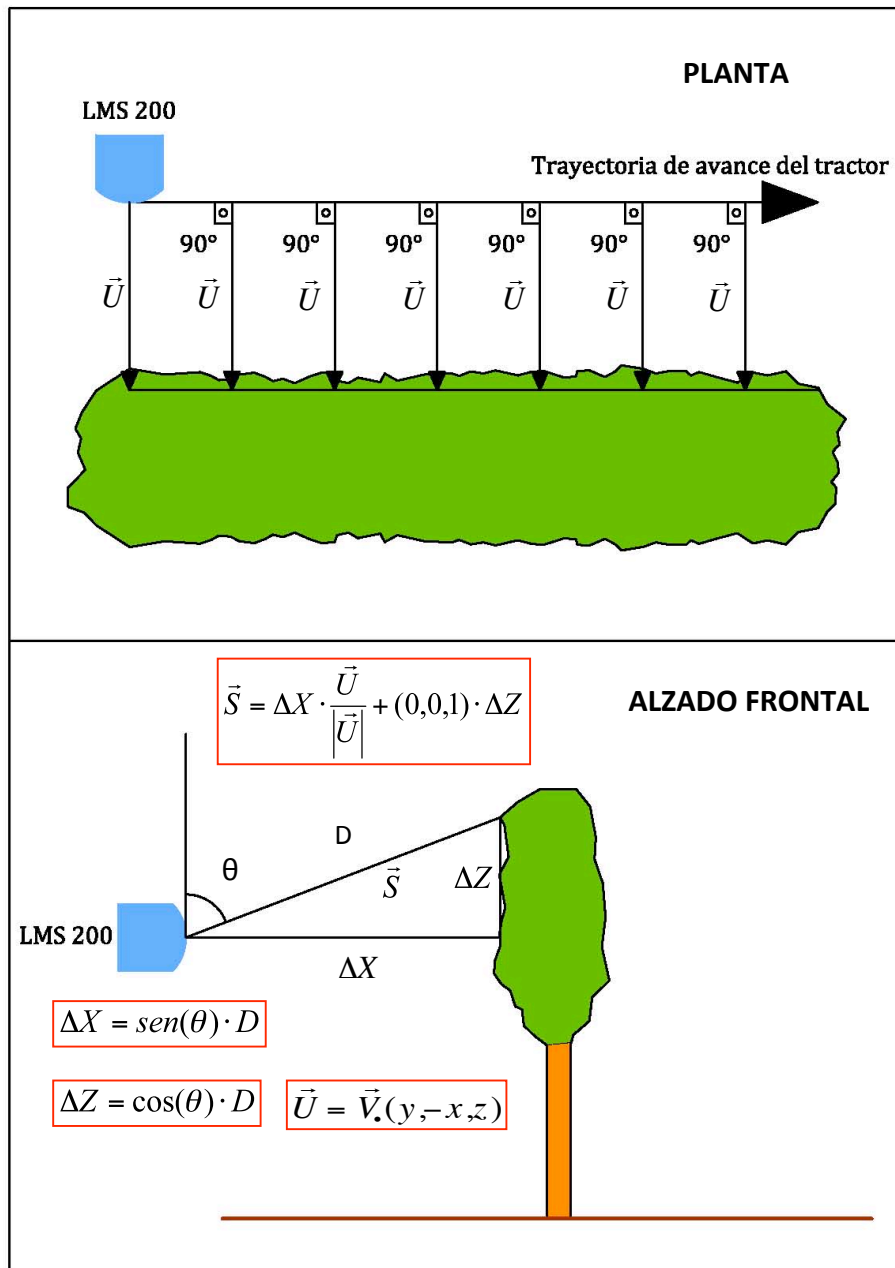


Figura 18. Esquema del cálculo de superficies de vegetación (1)

Esta metodología de cálculo se llevó a cabo para asignar superficies a cada uno de los puntos correspondientes a los distintos rayos emitidos por el sensor láser (181 puntos). Sin embargo, únicamente se asignó superficie a aquellos puntos en que había tenido lugar un impacto en la vegetación (Figura 19). En el caso de que el rayo láser no hubiese impactado con la vegetación, la superficie asignada a dicho punto era 0. Para ello, se tenían en cuenta los filtros 1 y 2 comentados anteriormente.

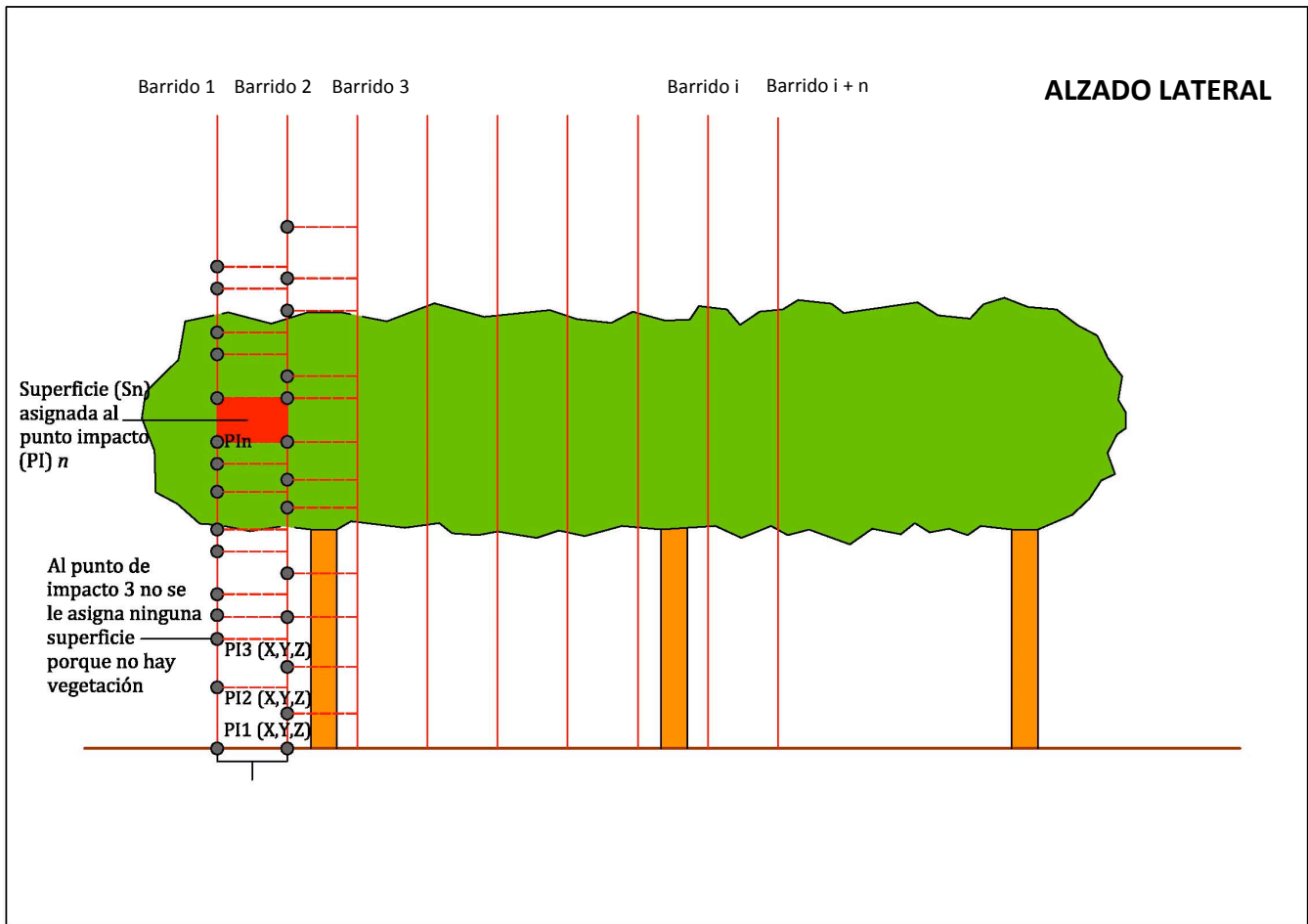


Figura 19. Cálculo de superficies de vegetación (2)

Toda la asignación de superficie a partir de los puntos de impacto se realizó para cada barrido. Finalmente, se llevó a cabo el sumatorio de todas las superficies (S_1 , S_2 , S_3 S_n) correspondientes a cada uno de los diferentes barridos y se proyectó en el suelo en la posición promedio M (8) de los diferentes impactos que se encontraban dentro de un mismo barrido tal y como se muestra en la figura 20.

$$\text{Posición promedio de un determinado barrido} = M = \sum_{i=1}^{181} x/181, \sum_{i=1}^{181} y/181 \quad (8)$$

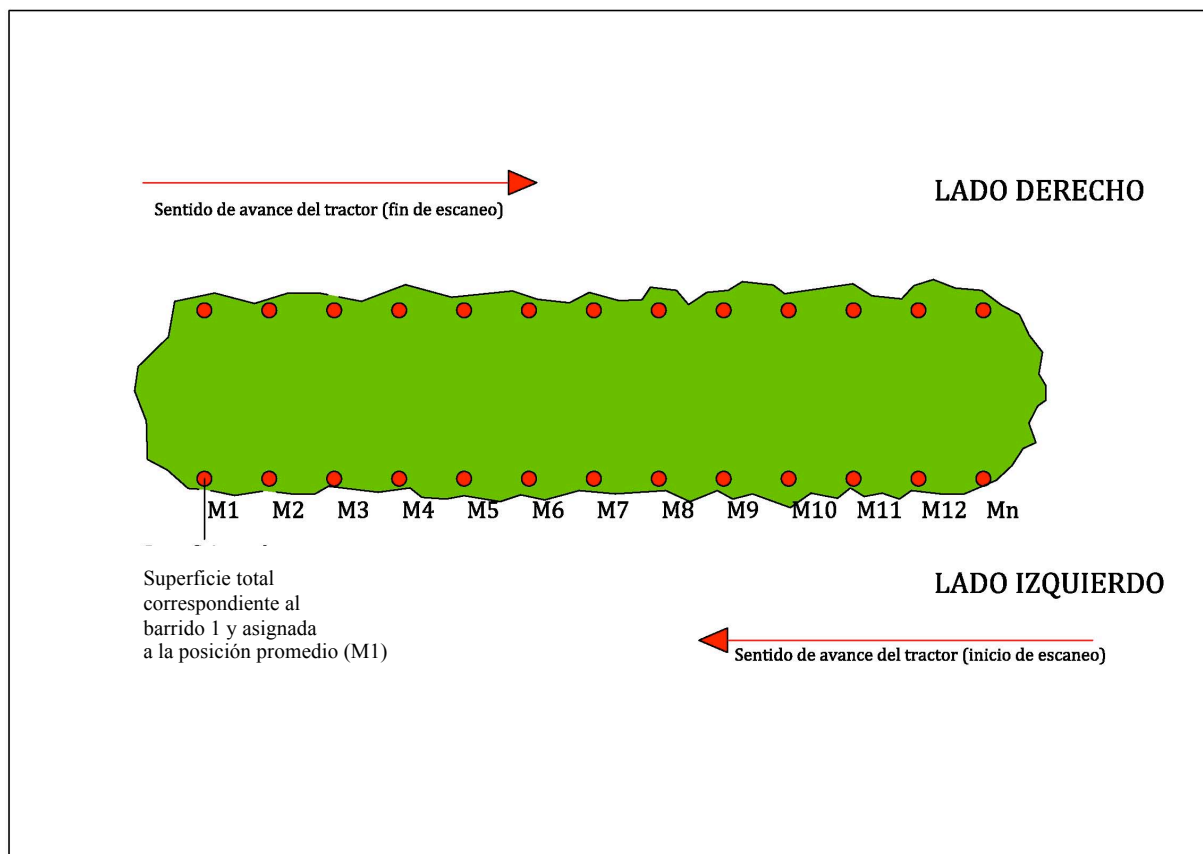


Figura 20. Esquema del sumatorio de superficies de vegetación para cada barrido

El fin último de esta metodología de cálculo era llegar a estimar el total de la superficie proyectada de vegetación existente en cada una de las hileras que conforman una plantación. Concretamente, la superficie que se calculaba correspondía a la superficie que envolvía (superficie envolvente o superficie proyectada) el eje de cada hilera de vid (Figura 21).

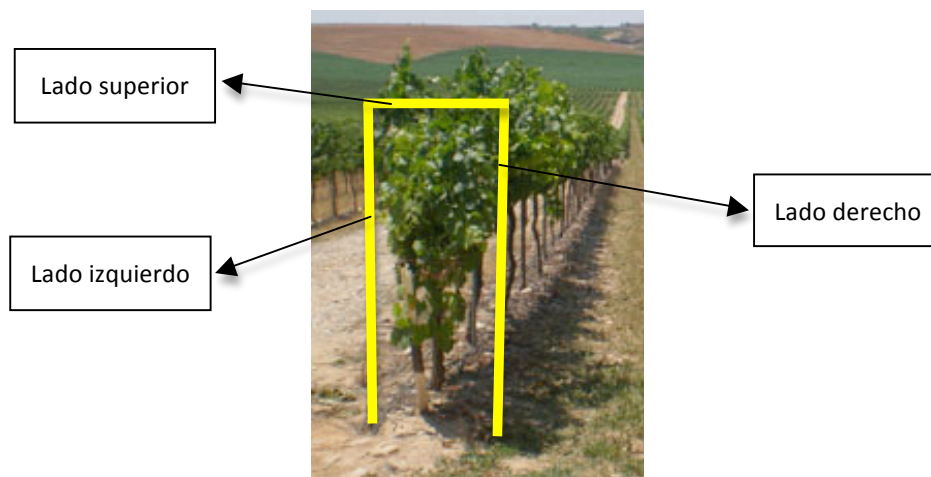
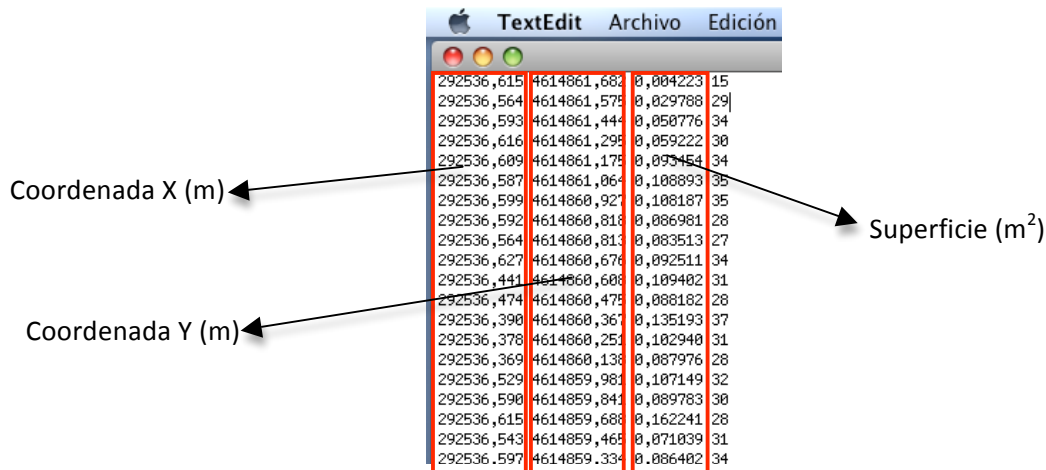


Figura 21. Estimación de la superficie envolvente de vegetación

Tal y como muestra la figura 20, el inicio del escaneo de una hilera tenía lugar por la izquierda. Con lo cual se podía obtener la superficie total del lado izquierdo de la hilera. Cuando el tractor llegaba al otro extremo de la hilera, empezaba a realizar el escaneo del lado derecho. A partir del cual se podía obtener la superficie total del lado derecho. Por tanto, el archivo final tras realizar el escaneo de una fila y ejecutar *Matlab*, contenía las coordenadas correspondientes a cada barrido junto con su superficie asignada (Figura 22).



| | Coordenada X (m) | Coordenada Y (m) | Superficie (m ²) | |
|------------|------------------|------------------|------------------------------|--|
| 292536,615 | 4614861,662 | 0,004223 | 15 | |
| 292536,564 | 4614861,575 | 0,029788 | 29 | |
| 292536,593 | 4614861,444 | 0,050776 | 34 | |
| 292536,616 | 4614861,295 | 0,059222 | 30 | |
| 292536,609 | 4614861,175 | 0,093454 | 34 | |
| 292536,587 | 4614861,064 | 0,108893 | 35 | |
| 292536,599 | 4614860,927 | 0,108187 | 35 | |
| 292536,592 | 4614860,818 | 0,086981 | 28 | |
| 292536,564 | 4614860,813 | 0,083513 | 27 | |
| 292536,627 | 4614860,676 | 0,092511 | 34 | |
| 292536,441 | 4614860,608 | 0,109402 | 31 | |
| 292536,474 | 4614860,475 | 0,088182 | 28 | |
| 292536,390 | 4614860,367 | 0,135193 | 37 | |
| 292536,378 | 4614860,251 | 0,102940 | 31 | |
| 292536,369 | 4614860,138 | 0,087976 | 28 | |
| 292536,529 | 4614859,981 | 0,107149 | 32 | |
| 292536,590 | 4614859,841 | 0,089783 | 30 | |
| 292536,615 | 4614859,688 | 0,162241 | 28 | |
| 292536,543 | 4614859,465 | 0,071039 | 31 | |
| 292536,597 | 4614859,334 | 0,086402 | 34 | |

Figura 22. Captura de pantalla de un archivo .txt con las coordenadas y la superficie asignada a cada punto de impacto

A partir de los archivos .txt (X, Y, Superficie), se realizó una copia de los mismos con la extensión .dwg para poder ser abiertos con la aplicación AUTOCAD. Posteriormente, se calculó mediante la aplicación *MSEXcel 2007* unos archivos que contenían las coordenadas X e Y y el valor del LAI para franjas de un metro de longitud. Para ello se siguió el siguiente proceso:

1. Transformar los archivos .txt a .xls (EXCEL)
2. Eliminar los puntos que se encontraban fuera de los límites de la hilera escaneada mediante la aplicación AUTOCAD.
3. Eliminar los puntos con alguna coordenada negativa por errores producidos en algunas lecturas del GPS.

4. Calcular la distancia acumulada desde el origen (inicio del escaneo) en metros para cada lado de la hilera (izquierda y derecha).

5. Calcular el promedio de las coordenadas X e Y para cada metro de vegetación acumulado para cada lado de la hilera (izquierda y derecha).

6. Calcular la suma de superficies para cada metro de vegetación acumulado para cada lado de la hilera (izquierda, S_I y derecha, S_D).

7. A partir de las coordenadas promedio X e Y de cada lado de la hilera se calculó la distancia entre ambos lados. De esta manera se conocía el ancho de la hilera para cada metro de vegetación.

8. Calcular la superficie del lado superior (S_S) a partir del producto de la anchura de la hilera calculada en el paso anterior y 1 metro de longitud de vegetación.

9. Calcular el promedio entre las coordenadas X e Y de cada lado de la hilera para cada metro de vegetación.

10. Calcular la suma de la superficie de los lados izquierdo, derecho y superior para cada metro de vegetación.

11. Calcular el Índice de Área Foliar a partir de la siguiente expresión:

$$LAI = [(S_I + S_D + S_S) \cdot 1,93] / 3,2 / 1$$

El coeficiente 1,93 ha sido referido por Sanz et al. (com. per.) para el caso de la viña, siendo la superficie de suelo el marco de plantación referido a un metro (3,2 x 1 m).

Tras realizar este proceso se generaba un archivo .xls que contenía para cada metro de vegetación las coordenadas X e Y y el Índice de Área Foliar (Tabla 1).

Tabla 1. Coordenadas X (m) e Y (m) y LAI

| X_{LAI} (m) | Y_{LAI} (m) | LAI |
|---------------|---------------|------|
| 292536,25 | 4614861,10 | 1,22 |
| 292535,97 | 4614860,16 | 1,81 |
| 292535,87 | 4614859,00 | 1,67 |
| 292535,56 | 4614858,14 | 2,00 |
| 292535,43 | 4614857,10 | 1,63 |
| 292535,18 | 4614856,11 | 1,75 |
| 292534,93 | 4614855,20 | 1,68 |
| 292534,66 | 4614854,23 | 2,06 |
| 292534,38 | 4614853,23 | 1,58 |

A modo de esquema, en la figura 23 se muestra el procedimiento para llegar a calcular el LAI de una plantación.

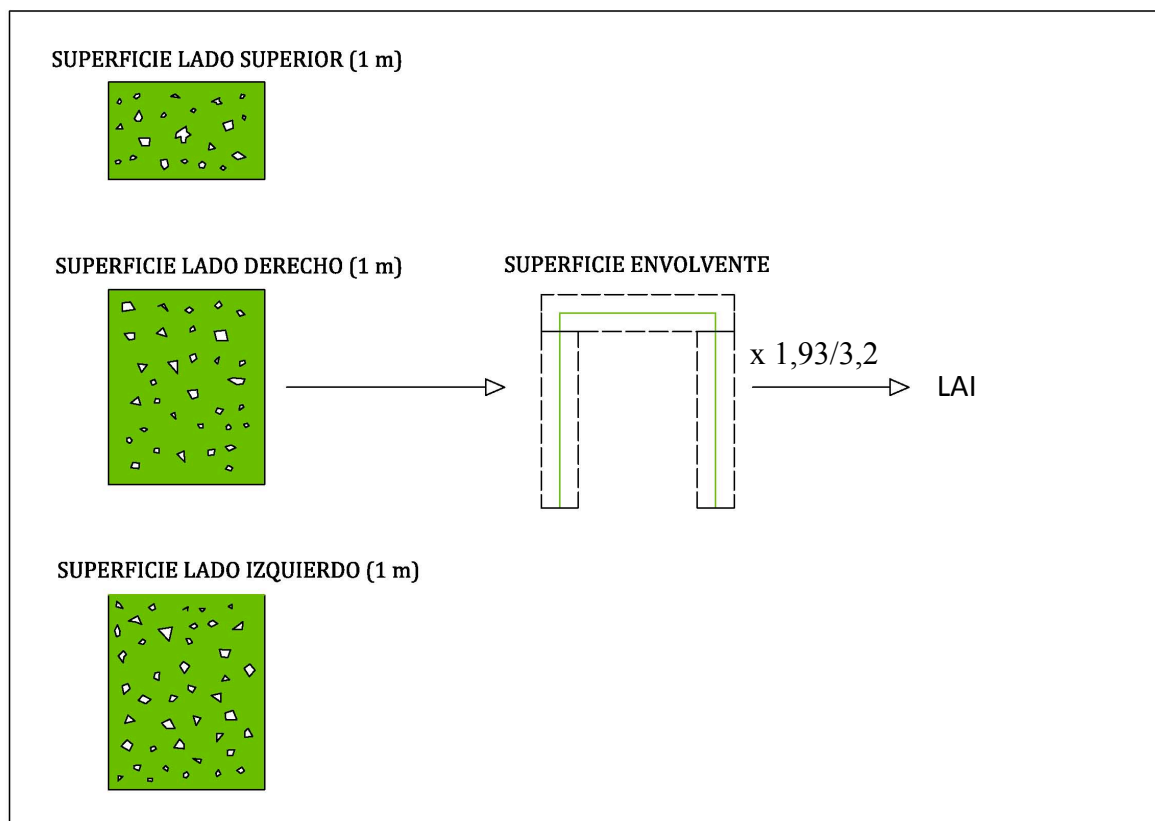


Figura 23. Esquema del procedimiento de cálculo del LAI

IV.2 Generación de mapas digitales de LAI

Para llevar a cabo la generación de mapas digitales del Índice de Área Foliar, se realizó una prueba de campo en una parcela de viña en Raimat (Lleida). Concretamente, la toma de datos (Figura 24) se realizó en la parcela 44 (P44) plantada en el año 2002 con la variedad Syrah, en orientación N-S y con una superficie de 17,74 ha. El sistema de riego es el PRD (Partial Rootzone Drying). Las pruebas tuvieron lugar el día 19-07-2011.

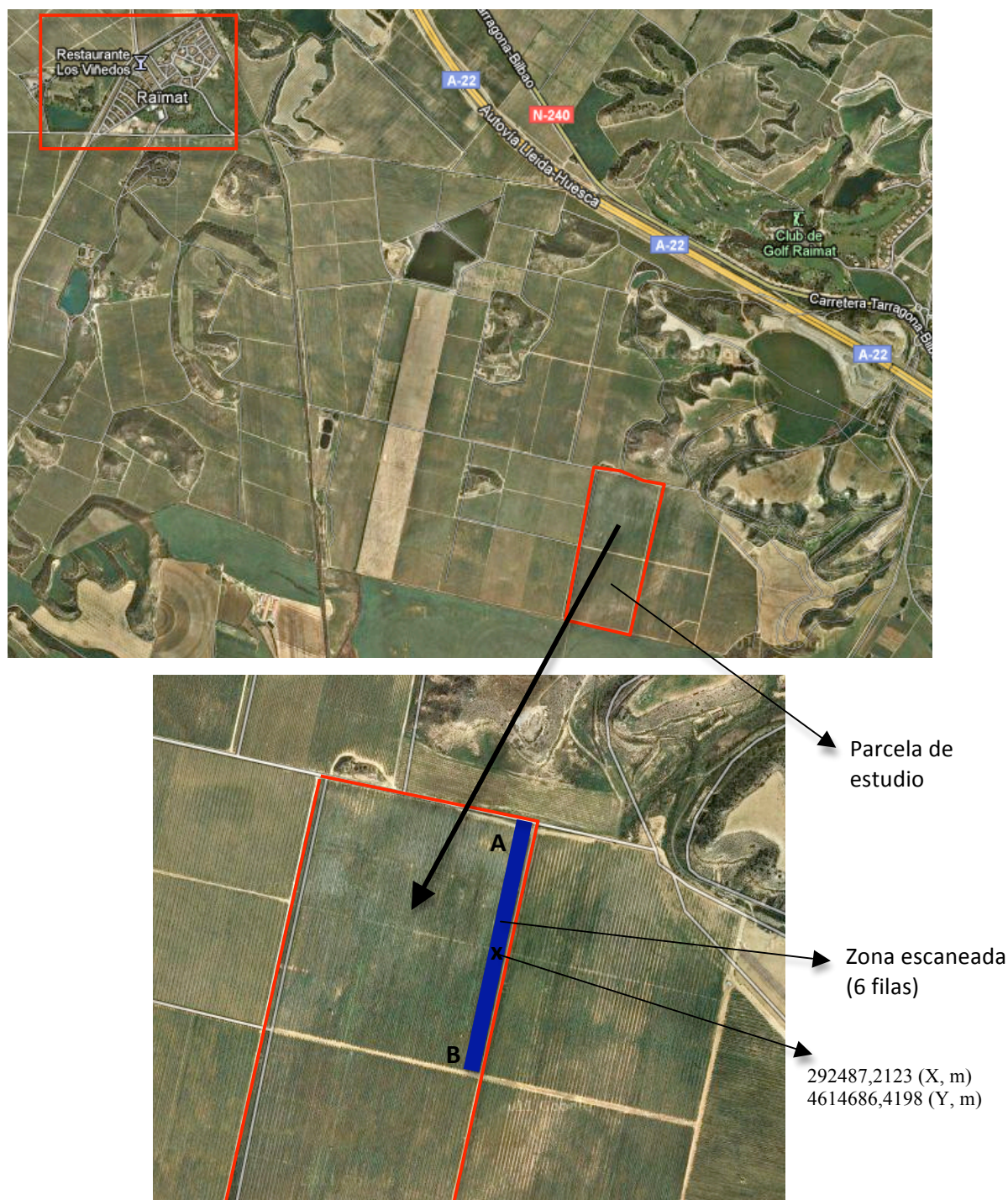


Figura 24. Localización de las parcelas donde se realizaron las pruebas de campo

Para la toma de datos se decidió realizar un escaneo de 6 filas de vid tal y como muestra la figura 24. El inicio del escaneo tenía lugar en la parte superior de la parcela (Punto A) y terminaba en el punto B. Lo que suponía realizar un escaneo de aproximadamente 384 m de longitud como promedio de las 6 hileras.



Figura 25. Escaneo de una hilera de vid con el sistema TREE-SCANNER

Una vez realizado el escaneo de las filas se optó por llevar a cabo una contrastación de la metodología propuesta para estimar el LAI mediante un sensor LIDAR terrestre. Para ello, se marcaron un total de 3 bloques de 2 metros de longitud que posteriormente se defoliaron manualmente (Figuras 26 y 27). El primer bloque (bloque 1) se marcó en la fila 5 y tenía un vigor bajo. El segundo bloque (bloque 2) se marcó en la fila 2 y tenía un vigor medio. Finalmente el último bloque (bloque 3) se marcó en la fila 3 y era de vigor alto. Posteriormente, en el laboratorio del Centre de Mecanització Agrària (CMA) del DAAM de la Generalitat de Catalunya, utilizando un superficiador de análisis de imagen *Delta-T Devices LTD* (Area Measurement System, Conveyor Belt Unit), se realizó el superficiado¹ de las hojas procedentes de la defoliación de los 3 bloques.

¹ Ver el apéndice IX.5. Determinación del LAI medido



Figura 26. Bloque 2 de muestreo



Figura 27. Bloque 2 de muestreo defoliado manualmente

En tabla 2 se muestra el resultado del LAI medido tras ser superficiado y el estimado con el LIDAR.

Tabla 2. Valores de LAI medido y LAI estimado con el LIDAR

| | LAI Medido | LAI Estimado |
|-------------------|------------|--------------|
| Bloque 1 (Fila 5) | 0,58 | 1,55 |
| Bloque 2 (Fila 2) | 1,29 | 1,70 |
| Bloque 3 (Fila 3) | 2,06 | 2,24 |

Tal y como muestran los valores de la tabla anterior, se observa que existe una tendencia del LIDAR a sobreestimar el LAI respecto a los valores reales. Además, a medida que aumenta la densidad de vegetación (LAI alto), el ajuste de los valores estimados con el LIDAR es mejor. En cambio para densidades bajas el ajuste de los valores estimados con el LIDAR es peor (Figura 28). Lo que apunta a una baja capacidad de predicción del LIDAR en la detección de los agujeros (ausencia de vegetación) en los lugares en que la densidad de vegetación es menor, pudiendo ser debido a una falta de precisión del sistema durante la toma de datos (por ejemplo, una frecuencia de escaneo inferior a la deseable).

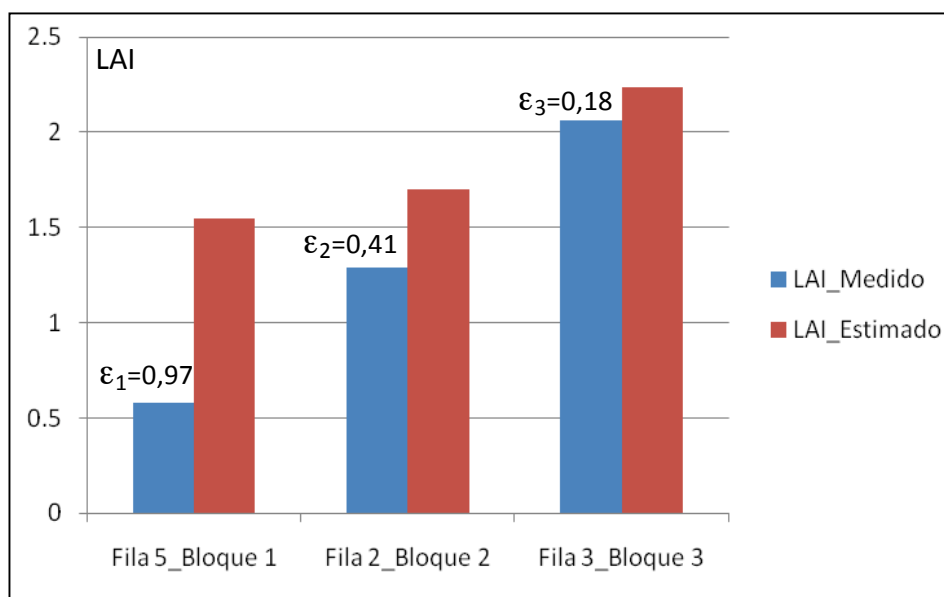


Figura 28 . Diferencia entre los valores de LAI medidos y los estimados con el LIDAR

Teniendo en cuenta este hecho, los datos monitorizados originales del LAI se procesaron del siguiente modo. En primer lugar, se llevó a cabo un proceso de filtrado de los mismos para eliminar los valores extremos y atípicos. Para ello se consideraron extremos aquellos valores que tenían un LAI superior a 4 ($LAI > 4$). A continuación, se estandarizaron los datos para eliminar los valores atípicos en dos etapas:

1. Estandarización de los datos mediante la expresión $\frac{X - \mu}{\sigma} = \pm Z$ donde μ era la media muestral y σ la desviación típica de la muestra.

2. Eliminación de los valores $X < \mu - 3\sigma$ y $x > \mu + 3\sigma$ siguiendo un proceso iterativo.

Una vez generado el archivo definitivo (2157 puntos), se llevó a cabo un análisis estadístico descriptivo de los datos y de su distribución. Para ello, se calcularon los siguientes estadísticos básicos:

- La media muestral (\bar{x})
- La desviación típica muestral (s)
- El valor mínimo (min)
- El valor máximo (máx)
- El coeficiente de variación (CV)

El análisis estadístico de la distribución de los datos originales se realizó mediante el test de Kolmogorov-Smirnov (bondad de ajuste de los datos a una distribución normal).

En un segundo paso, el análisis geoestadístico de los datos permitió la generación de un mapa ráster a partir de un variograma global² mediante un kriging³ en bloques (5 x 5 m). El programa utilizado fue el software VESPER 1.6⁴. La proyección de los puntos interpolados se realizó sobre un grid (malla) de 2 x 2 m. Posteriormente, se calculó el Índice de Cambardella o *nugget ratio*.

$$\text{Índice de Cambardella (IC)} = \left(\frac{C_0}{C_0 + C_1} \right) \cdot 100 \text{ donde,}$$

- C_0 es el *nugget* o efecto pepita
- C_1 es la varianza estructural

La clasificación realizada por el Índice de Cambardella para la evaluación de la estructura de variación espacial de los datos es la siguiente:

² Ver el apéndice IX.1. Bases de geoestadística e interpolación espacial.

³ Ver el apéndice IX.1. Bases de geoestadística e interpolación espacial.

⁴ Ver el apéndice IX.3. Software VESPER (*Variogram Estimation and Spatial Prediction plus Error*)

- IC < 25%: Fuerte estructura de variación espacial
- 25% < IC < 75%: Estructura de variación espacial moderada
- IC > 75%: Débil estructura de variación espacial

Por otro lado (Figura 28), la desviación existente entre los valores medidos del LAI (valores reales) y los estimados con el LIDAR supuso la necesidad de realizar un ajuste de los datos originales. Para realizar dicho ajuste, previamente se calculó el error entre ambas medidas (tabla 2).

Tabla 3. Errores entre los valores medidos de LAI y los estimados

| | Error |
|-----------------|-------|
| Bloque 1 | 0,97 |
| Bloque 2 | 0,41 |
| Bloque 3 | 0,18 |

En lugar de restar el error medio de los datos originales y así corregir la sobreestimación, se adoptó otra metodología de corrección (ajuste). Dado que se habían escogido tres cepas de vigores alto, medio y bajo, se asumió que eran representativas, como media, de las tres subpoblaciones existentes dentro de la parcela ensayada (zonas de vigor alto, medio y bajo). Asumida, asimismo, una distribución normal para cada una de dichas subpoblaciones, el método se limitó a determinar el valor del LAI 'frontera' entre los tres tipos de vigor. En la figura 29 se muestra el fundamento del método. Una vez conocidos dichos valores 'frontera', se establecieron unas franjas de LAI a las que se aplicaron los errores 1, 2 y 3 respectivamente.

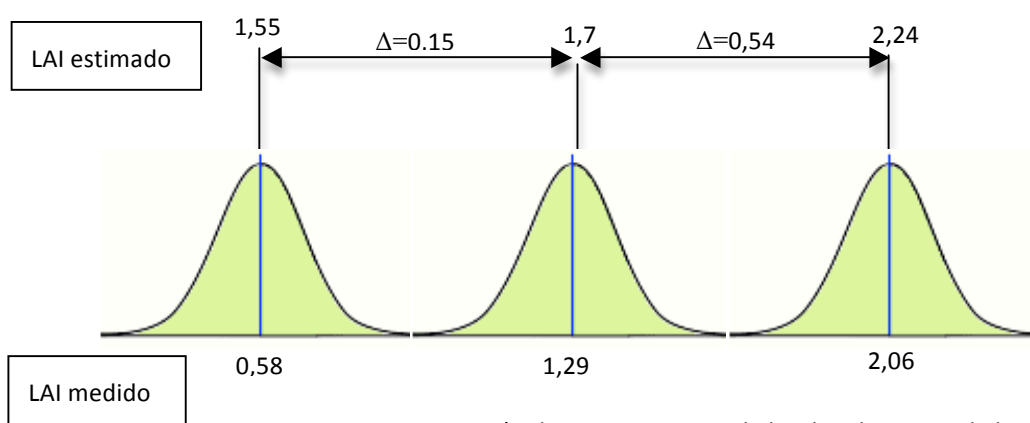


Figura 29. Asignación de errores a partir de las distribuciones de los datos
 LAI_{B-M} : LAI frontera entre las cepas de vigor bajo y medio. LAI_{M-A} : LAI frontera entre las cepas de vigor medio y alto

A continuación se muestran las franjas de LAI con los errores a aplicar:

$$- \text{LAI}_{\text{Estimado}} < 1,63 \Rightarrow \text{Error}_1 (\epsilon_1) = 0,97$$

$$- 0,63 < \text{LAI}_{\text{Estimado}} < 1,97 \Rightarrow \text{Error}_2 (\epsilon_2) = 0,41$$

$$- \text{LAI}_{\text{Estimado}} > 1,97 \Rightarrow \text{Error}_3 (\epsilon_3) = 0,18$$

Una vez aplicadas las correcciones se obtuvo un nuevo archivo con los datos ajustados (LAI_{AJ}). A partir de dicho archivo se realizó un nuevo mapa ráster utilizando el mismo procedimiento que para el mapa original. Posteriormente, se realizó el análisis estadístico descriptivo de los datos interpolados (2067 puntos) igual que el realizado para los datos originales.

Paralelamente, se aplicó un análisis clúster⁵ a los valores interpolados del mapa ajustado con el objetivo de clasificar el LAI y obtener un mapa de zonificación. El software utilizado fue el *MZA*⁶ (*Management Zones Analyst*). Inicialmente, se definieron un total de 6 zonas. El análisis posterior de los índices⁷ *FPI* (*Fuzziness Performance Index*) y *NCE* (*Normalized Classification Entropy*) permitió determinar el número óptimo de zonas dentro de la parcela escaneada

Obtenidos el mapa ráster y los mapas de zonas a partir de la totalidad de los datos ajustados, se planteó la generación de esos mismos mapas utilizando una muestra reducida de puntos. El objetivo era determinar la densidad óptima de muestreo del LIDAR (distancia entre barridos) que permitiese la obtención de mapas de LAI (ráster y zonas) suficientemente representativos de la parcela. Para ello, se llevó a cabo un proceso de reducción de muestra aumentando progresivamente la distancia entre escaneos (toma de datos). Concretamente, se adoptaron nueve muestreos distintos atendiendo a la distancia entre barridos, según muestra la tabla 4.

⁵ Ver apéndice IX.2. Análisis clúster para la clasificación de mapas

⁶ Ver apéndice IX.4. Software MZA (*Management Zones Analyst*)

⁷ Ver apéndice IX.2. Análisis clúster para la clasificación de mapas.

Tabla 4. Diferentes métodos de muestreo con el LIDAR

| Distancia entre barridos | Tipo de muestreo | Nomenclatura | Puntos de muestreo |
|--------------------------|--------------------------------|--------------|--------------------|
| Escaneo continuo | Un barrido cada m de hilera | LAI 1_1 | 2145 |
| 1 m | Un barrido cada 2 m de hilera | LAI 1_2 | 1073 |
| 2 m | Un barrido cada 3 m de hilera | LAI 1_3 | 715 |
| 3 m | Un barrido cada 4 m de hilera | LAI 1_4 | 537 |
| 4 m | Un barrido cada 5 m de hilera | LAI 1_5 | 429 |
| 5 m | Un barrido cada 6 m de hilera | LAI 1_6 | 358 |
| 10 m | Un barrido cada 11 m de hilera | LAI 1_11 | 195 |
| 15 m | Un barrido cada 16 m de hilera | LAI 1_16 | 135 |
| 20 m | Un barrido cada 21 m de hilera | LAI 1_21 | 103 |
| 25 m | Un barrido cada 26 m de hilera | LAI 1_26 | 83 |
| 30 m | Un barrido cada 31 m de hilera | LAI 1_31 | 70 |

A partir de los mapas generados, se llevó a cabo un análisis de la fiabilidad de los mismos frente al mapa inicial realizado con la totalidad de puntos. Dicho análisis se dividió en 4 partes:

1) Análisis descriptivo (\bar{x} , min, max y CV) de los valores ráster: el criterio aplicado era aceptar aquellos mapas donde la variación de los estadísticos no superase un ± 10 % y un $\pm 2,5$ % en el Coeficiente de Variación respecto a los valores del mapa inicial.

2) Análisis del error de interpolación AKSE (*Average Kriging Standard Error*): se aceptaban los mapas cuyo error se encontrase entre un ± 50 % del valor del mapa inicial. El cálculo de dicho índice se llevó a cabo mediante la expresión

$$AKSE = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \sigma^2(x_i)}.$$

3) Análisis del grado de concordancia: basado en una comparación cualitativa entre mapas. Es decir, se analizaba el grado de acuerdo entre los mapas de zonas, inicial y el obtenido a partir de una reducción de muestra (mapa reducido). Se utilizó el Coeficiente de Kappa, estadístico capaz de determinar hasta qué punto la concordancia observada es superior a la que es esperable obtener por puro azar. La expresión que permite su cálculo es la que se muestra a continuación:

$$k = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \text{ donde,}$$

| | | Mapa inicial | | |
|---------------|---|--------------|----|----|
| Mapa reducido | | L | H | |
| | L | a | c | f1 |
| | H | b | d | f2 |
| | | c1 | c2 | n |

- a: número de puntos de muestreo (observaciones) que coinciden en la zona L (LAI bajo) tanto en el mapa inicial como en el mapa reducido.

- d: número de puntos de muestreo (observaciones) que coinciden en la zona H (LAI elevado) tanto en el mapa inicial como en el mapa reducido.

- P_o = Proporción de concordancia observada = $\frac{(a + d)}{n}$ donde n es el total de observaciones.

- P_e = proporción de concordancia esperada por puro azar = $\frac{f1 \cdot c1 + f2 \cdot c2}{n^2}$

La interpretación del coeficiente Kappa se muestra en la tabla 5:

Tabla 5. Grados de acuerdo según el Coeficiente Kappa

| Kappa | Grado de acuerdo |
|-----------|------------------|
| < 0 | sin acuerdo |
| 0 - 0,2 | insignificante |
| 0,2 - 0,4 | bajo |
| 0,4 - 0,6 | moderado |
| 0,6 - 0,8 | bueno |
| 0,8 - 1 | muy bueno |

4) Análisis de consistencia de las zonas: basado en una comparación cuantitativa entre mapas. Para ello, se llevó a cabo un análisis de la varianza (ANOVA) en el que se contrastaron las siguientes hipótesis de partida:

- Ho: la media del LAI (ejemplo, píxels mapa 1_4) correspondientes a la zona L (mapa continuo) = la media del LAI (píxels del mapa 1_4) correspondientes a la zona H (mapa continuo). Donde L y H significan LAI bajo y alto respectivamente.

- H1: la igualdad anterior no se cumple.

Una vez realizado el ANOVA, se comprobaba que las medias de los mapas reducidos no se desviasen en más de un 10% respecto a los valores medios de LAI del mapa realizado con los datos tomados en continuo.

En la figura 30 se muestra un esquema con todo el procedimiento seguido para la generación de mapas del LAI y su posterior zonificación.

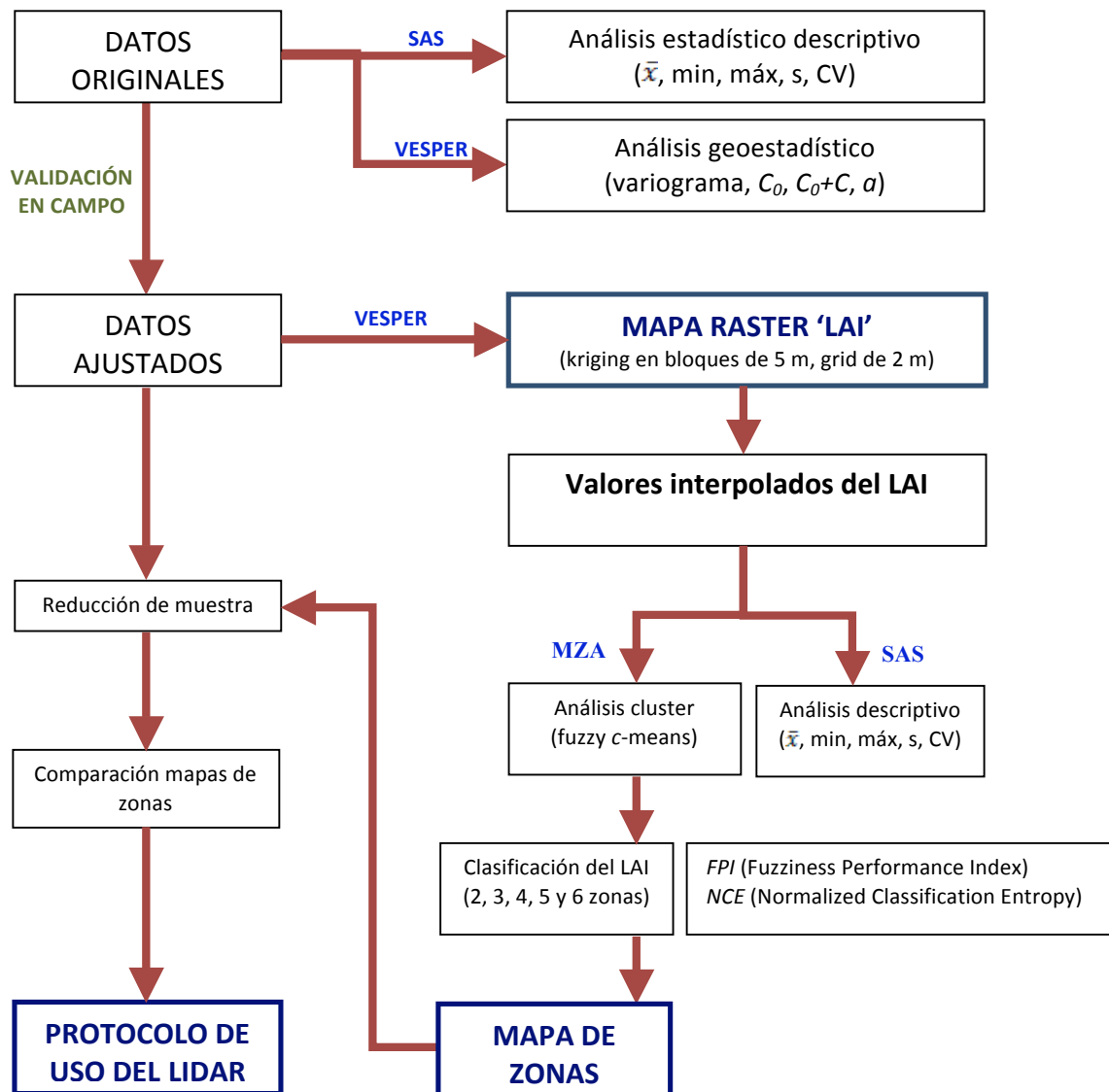


Figura 30. Esquema del proceso para la generación de mapas de Índice de Área Foliar

V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

V.1. Mapas ráster y mapas reclasificados del LAI

1. Análisis estadístico descriptivo de los datos originales del LAI

A partir de los datos monitorizados con el LIDAR, se obtuvieron finalmente 2157 valores del LAI correspondientes a franjas de vegetación o longitudes de hilera de 1 m. Una vez realizado el análisis descriptivo dichos datos, se obtuvieron los siguientes resultados (Tabla 6).

Tabla 6. Valores de los estadísticos básicos (datos originales)

| Análisis descriptivo | |
|---------------------------|---------|
| Número observaciones | 2157,00 |
| Media | 1,79 |
| Desviación típica | 0,33 |
| Mínimo | 0,82 |
| Máximo | 2,78 |
| Coefficiente de variación | 18,47 |

Se observa que los valores medios de LAI se encuentran alrededor de 1,8. Siendo 0,8 y 2,8 los valores de LAI mínimo y máximo, respectivamente. Por tanto, existe una variación absoluta de 2 unidades de LAI en la zona escaneada. Lo que supone tener un coeficiente de variación (CV) del 18%.

2. Análisis de la distribución de los datos originales (2157) del LAI

Tal y como se ha comentado en el apartado anterior de metodología, el análisis de la distribución de los datos originales se llevó a cabo mediante un test de bondad de ajuste para la distribución normal. En la tabla 7 se muestra el resultado del test.

Tabla 7. Test de Kolmogorov-Smirnov

| Test | Estadístico | | P-valor | |
|--------------------|-------------|------------|---------|--------|
| Kolmogorov-Smirnov | D | 0.00931728 | Pr > D | >0,150 |

Al tener un P-valor superior a 0,15 se considera que el test no es significativo y, por tanto, se acepta la hipótesis nula (H_0) de distribución normal, concluyendo que la normalidad de los datos permite la utilización posterior de métodos geoestadísticos para la construcción de un mapa del Índice de Área Foliar. En la figura 31, que se encuentra a continuación, se muestra la distribución de los datos y la representación de la distribución normal.

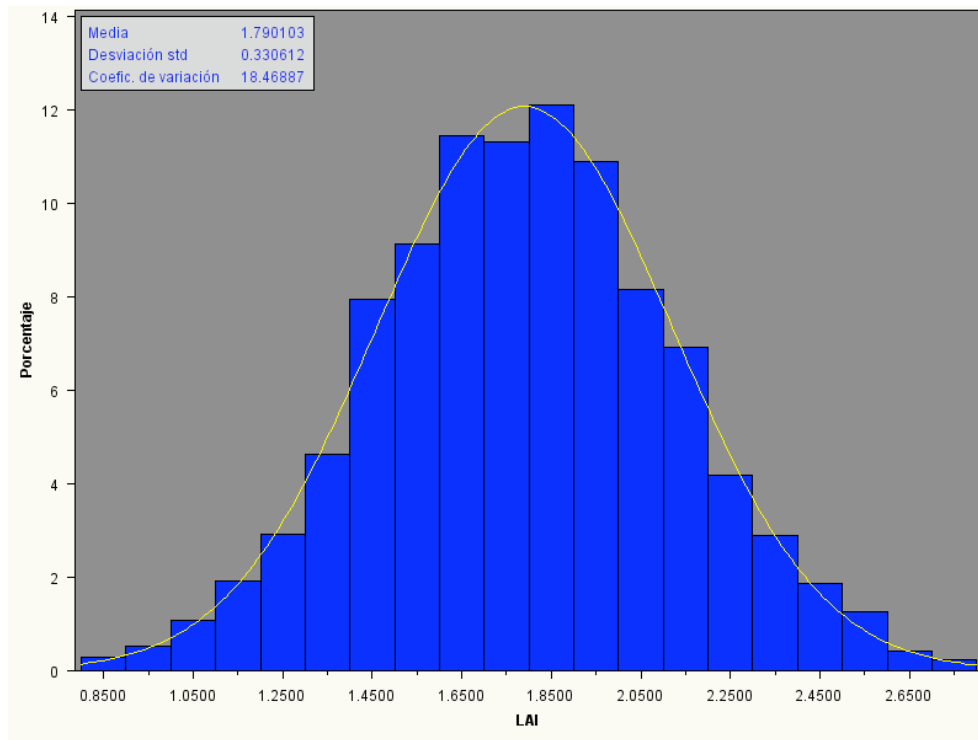


Figura 31. Distribución de los datos originales y representación de la distribución normal

3. Cartografiado de los datos originales del LAI

En la figura 32 se muestra el variograma global esférico ajustado a los datos originales mediante el programa VESPER. Se observa que el variograma no se estabiliza dentro de la longitud máxima considerada, indicando la idoneidad en este caso de la hipótesis intrínseca.

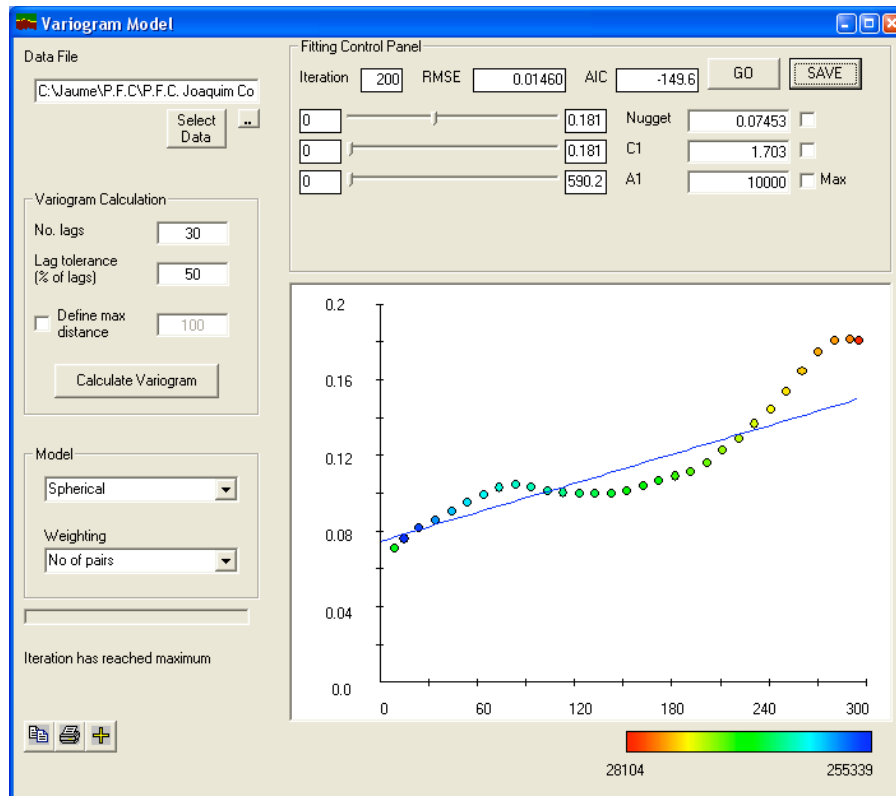


Figura 32. Captura de pantalla del variograma global esférico ajustado a los datos originales

Los valores obtenidos de los parámetros que definen el variograma han sido:

$$C_0 = 0,07$$

$$C_1 = 1,70$$

A partir de estos parámetros se calcula el Índice de Cambardella o *nugget ratio*,

$$\left(\frac{C_0}{C_0 + C_1} \right) \cdot 100 = 4,2\%$$

resultando una fuerte estructura de variación espacial. Lo cual supone que, además de existir variabilidad dentro de la parcela, la variación espacial del LAI está más o menos concentrada (no hay muchas zonas atomizadas dentro de la parcela).

Finalmente, la figura 34 se muestra la representación de dos mapas:

- El mapa de los valores del LAI en los puntos muestreados (mapa vectorial).
- El mapa ráster (mapa interpolado) de los valores del LAI sobre una malla (grid) de 2 m. El método de interpolación utilizado ha sido un kriging en bloques de 5 x 5 m en base al variograma global calculado anteriormente, y utilizándose en cada

interpolación un máximo de 90 a 100 puntos vecinos al punto interpolado. El resultado ha sido la obtención de una mapa de superficie (mapa ráster) con 2067 píxels.

4. Cartografiado de los datos ajustados (2145) de LAI

Habiéndose corregido la sobreestimación del LAI para todos los datos originales, y habiéndose eliminado asimismo los valores atípicos, se obtuvieron finalmente 2145 valores ajustados del LAI. En la figura 33 se muestra el variograma global esférico ajustado a estos datos mediante el programa VESPER.

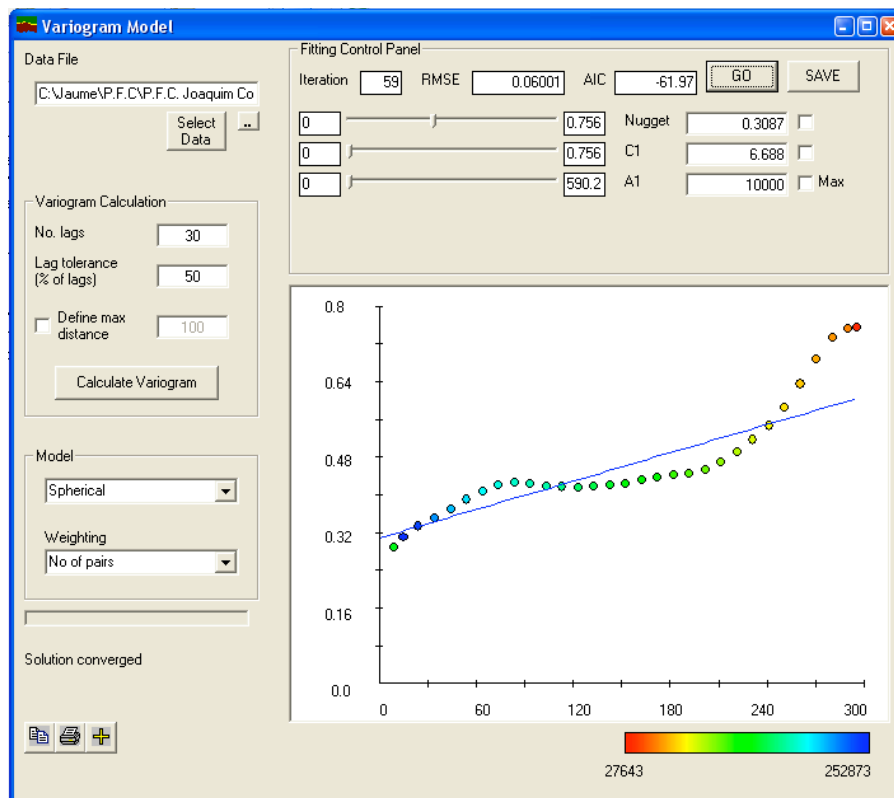


Figura 33. Captura de pantalla del variograma global esférico ajustado a los datos ajustados

Los valores obtenidos de los parámetros que definen el variograma son:

$$C_0 = 0,31$$

$$C_1 = 6,69$$

A partir de estos parámetros se calcula el Índice de Cambardella o *nugget ratio*, que ahora ha sido $\left(\frac{C_0}{C_0 + C_1}\right) \cdot 100 = 4,4\%$. Al igual que antes, se obtiene una fuerte estructura de variación espacial. Lo cual supone la agrupación de los valores del LAI

según zonas más o menos bien definidas. Este valor del Índice de Cambardella es muy parecido al obtenido con los datos originales. En cierto modo, el ajuste realizado no ha modificado prácticamente la variación espacial existente en los datos originales. En la figura 34 se muestran, además de los mapas ya mencionados, dos mapas adicionales:

- El mapa vectorial del LAI ajustado.
- El mapa final de superficie (mapa ráster) del Índice de Área Foliar, el cual ha sido obtenido siguiendo la misma metodología explicada (kriging en bloques de 5 m, interpolación usando de 90 a 100 puntos vecinos, y malla de interpolación de 2 m para un total de 2067 valores interpolados).

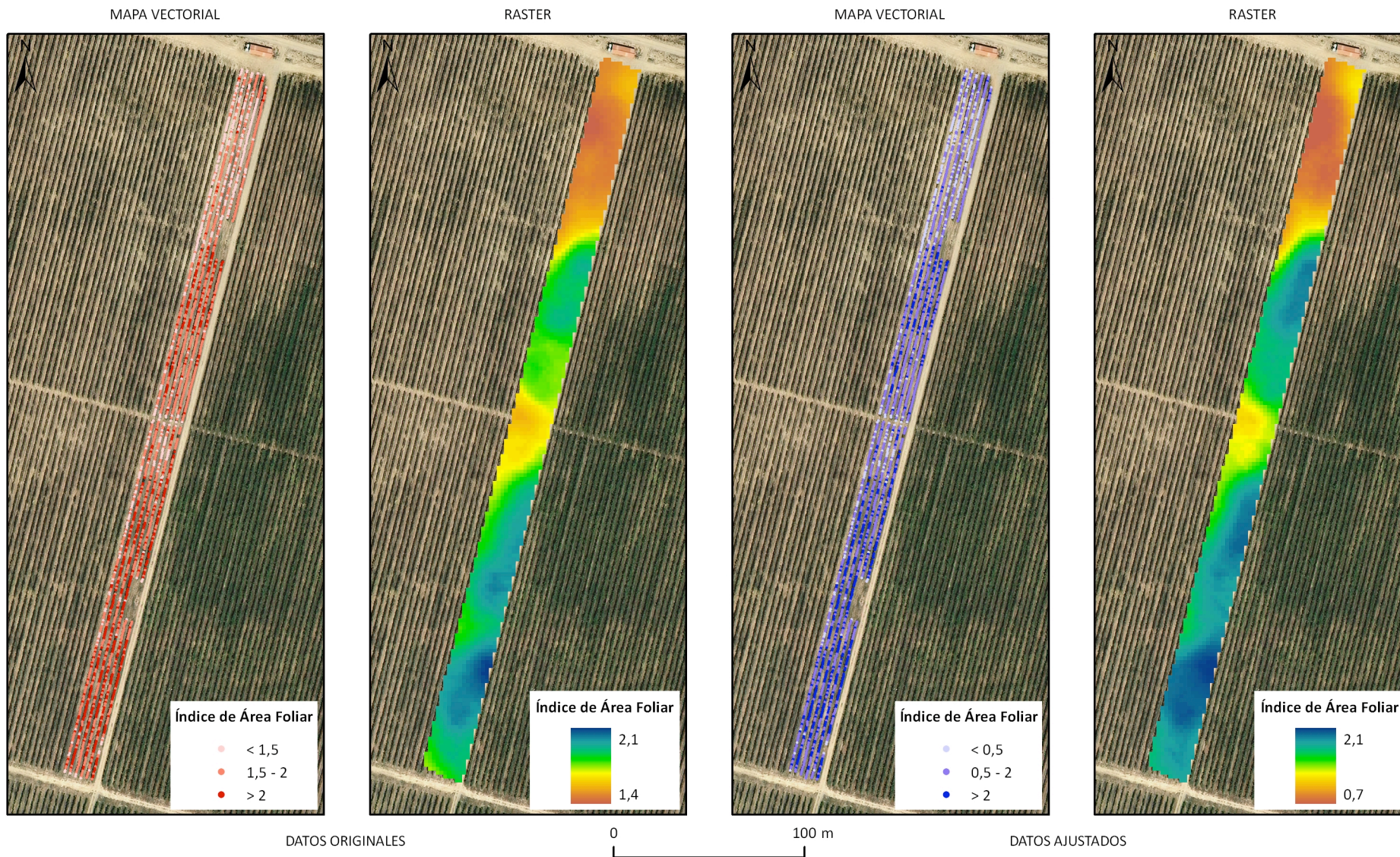


Figura 34. Mapas de puntos (vectorial) y ráster (2067 interpolaciones) de los valores del LAI originales y ajustados.

5. Análisis estadístico descriptivo de los datos interpolados

En la tabla 8 se muestran los resultados del análisis estadístico de los datos interpolados. En este caso, el número de observaciones es de 2067 interpolaciones.

Tabla 8. Resultado del análisis descriptivo (datos interpolados)

| Análisis descriptivo | |
|-----------------------------|---------|
| Número de observaciones | 2067,00 |
| Media | 1,52 |
| Desviación típica | 0,77 |
| Mínimo | 0,86 |
| Máximo | 2,56 |
| Coeficiente de variación | 24,02 |

Respecto al resultado del análisis estadístico descriptivo de los datos originales se observa:

- Un reducción del valor medio del LAI, más acorde con la realidad de la parcela ensayada.
- Un aumento de la desviación típica
- Un aumento del rango de valores
- Un aumento del coeficiente de variación (CV).

6. Análisis clúster

A partir de los valores interpolados del mapa de LAI ajustado (2067 interpolaciones), se llevó a cabo un análisis de conglomerados (análisis cluster) con el objetivo de clasificar el LAI en distintas zonas. El software utilizado para la clasificación fue el programa *Management Zone Analyst (MZA)*, programa reconocido en la literatura científica que trata de la Agricultura de Precisión. El proceso iterativo de asignación de píxels se realizó mediante el algoritmo difuso de *c*-medias (fuzzy *c*-means), utilizándose la distancia euclídea como medida de similaridad entre valores de pixel en la función objetivo de optimización. Asimismo, se calcularon los índices *Fuzziness Performance Index (FPI)* y *Normalized Classification Entropy (NCE)* para la determinación del número óptimo de clases (zonas). En la figura 35 se muestran los valores correspondientes de estos índices, cuando el LAI se clasificó según 2, 3, 4, 5 y 6 zonas distintas.

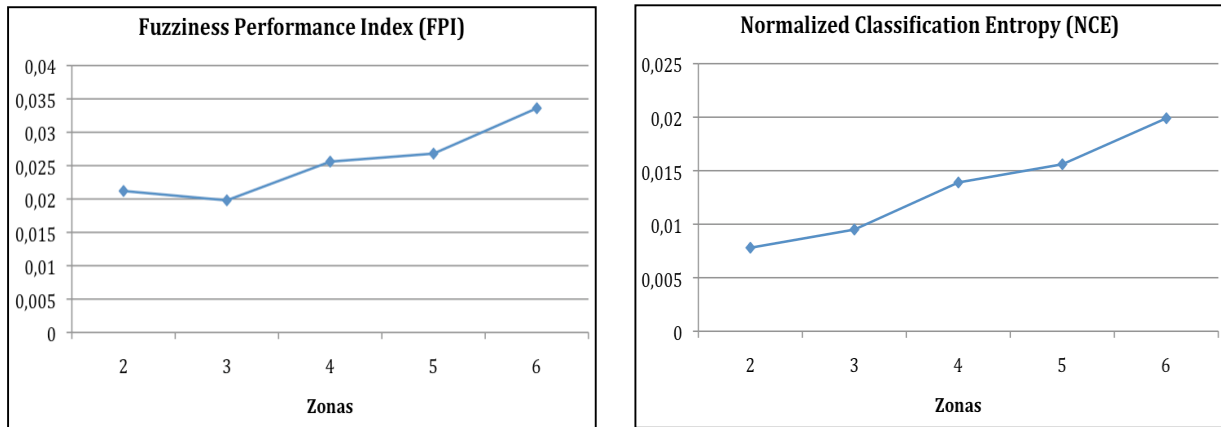


Figura 35. Número óptimo de clases dentro de la zona de estudio

Tal y como se observa en la figura anterior, los valores más bajos de los índices FPI y NCE tienen lugar cuando se establecen 2 y 3 clases. Por tanto, se estimó conveniente la zonificación del LAI en la parcela de ensayo según dos y tres zonas únicamente. Además, el análisis comparativo entre distintos métodos de muestreo se realizará posteriormente comparando los mapas de 2 y 3 zonas. La figura 36 muestra los mapas del LAI finalmente obtenidos: mapa de muestreo, mapa de superficie (o mapa ráster), y mapas reclasificados según 2 y 3 clases de LAI.

Por tanto, el sistema TREE-SCANNER, basado en un sensor láser terrestre (LIDAR), sistema GPS y sensor inercial, ha permitido el mapeado a nivel de parcela de la superficie foliar en viña y la obtención posterior de mapas reclasificados del LAI. Sin duda, esta herramienta puede ser de gran interés a la hora de optimizar el manejo diferencial de los viñedos a escala intraparcelaria.

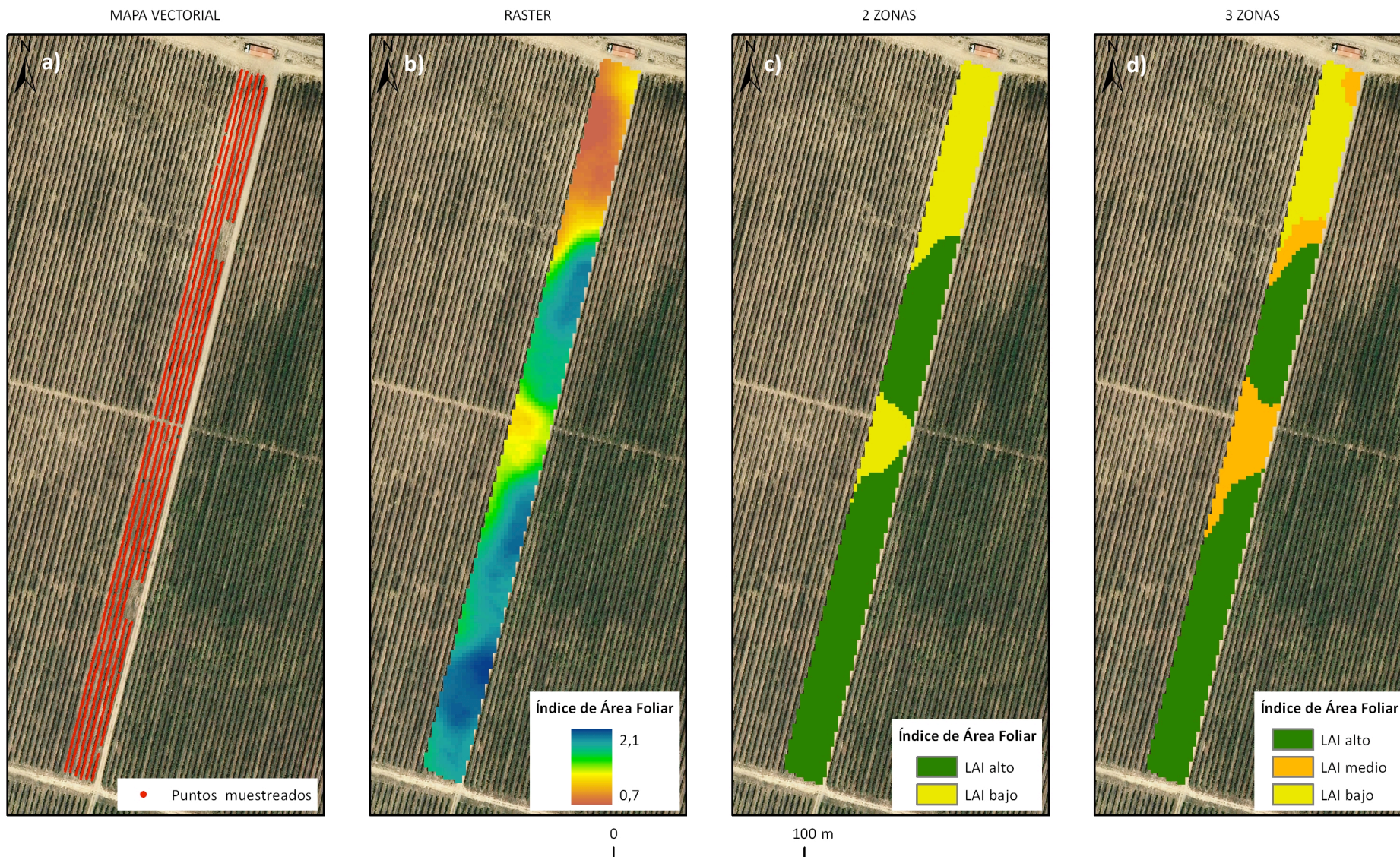


Figura 36. a) Mapa de puntos de muestreo b) Mapa ráster (2067 interpolaciones) c) Clasificación en 2 zonas (clases) d) Clasificación en 3 zonas (clases) de los valores de LAI ajustados.

V.2. Reducción de muestra y análisis comparativo de mapas

En las figuras 37-46 se muestra el resultado de generar mapas ráster y de zonas (clases) a partir de archivos en los que ha tenido lugar una reducción de los puntos de muestreo. La relación de puntos muestreados a partir de los cuales se han generado los mapas ha sido la siguiente (Tabla 9):

Tabla 9 . Datos de los mapas ‘reducidos’ del LAI

| Distancia entre barridos | Nomenclatura | Puntos de muestreo | Figura |
|--------------------------|---------------|--------------------|--------|
| Escaneo continuo | Mapa LAI 1_1 | 2145 | 36 |
| 1 m | Mapa LAI 1_2 | 1073 | 37 |
| 2 m | Mapa LAI 1_3 | 715 | 38 |
| 3 m | Mapa LAI 1_4 | 537 | 39 |
| 4 m | Mapa LAI 1_5 | 429 | 40 |
| 5 m | Mapa LAI 1_6 | 358 | 41 |
| 10 m | Mapa LAI 1_11 | 195 | 42 |
| 15 m | Mapa LAI 1_16 | 135 | 43 |
| 20 m | Mapa LAI 1_21 | 103 | 44 |
| 25 m | Mapa LAI 1_26 | 83 | 45 |
| 30 m | Mapa LAI 1_31 | 70 | 46 |

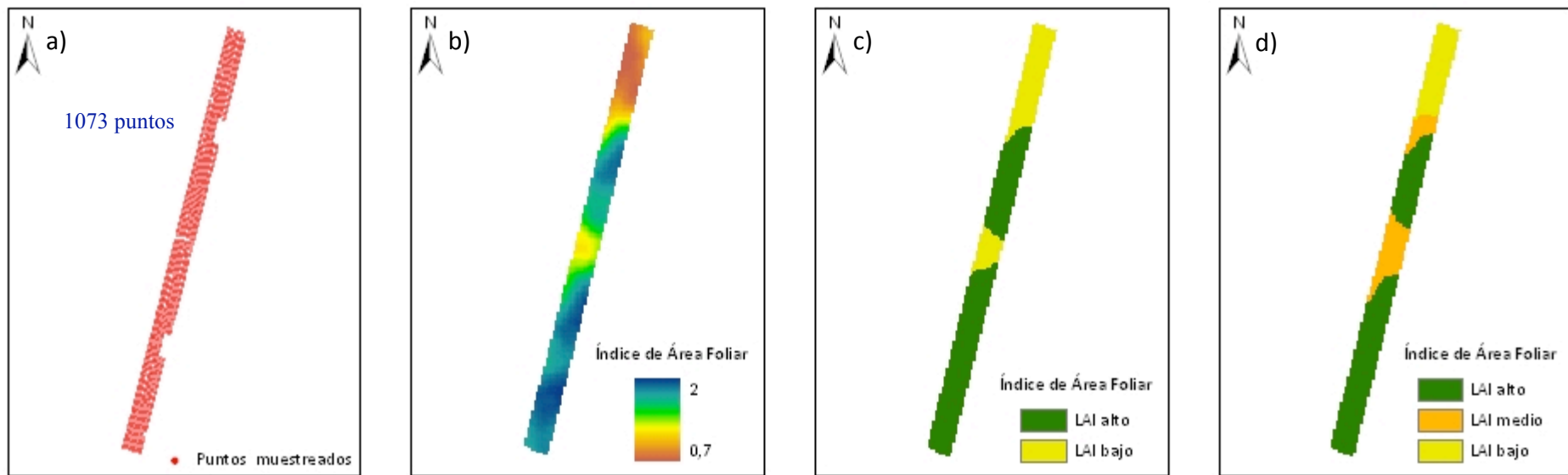


Figura 37. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial) b) Mapa ráster c) Clasificación en 2 zonas de LAI (alto y bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio y bajo)

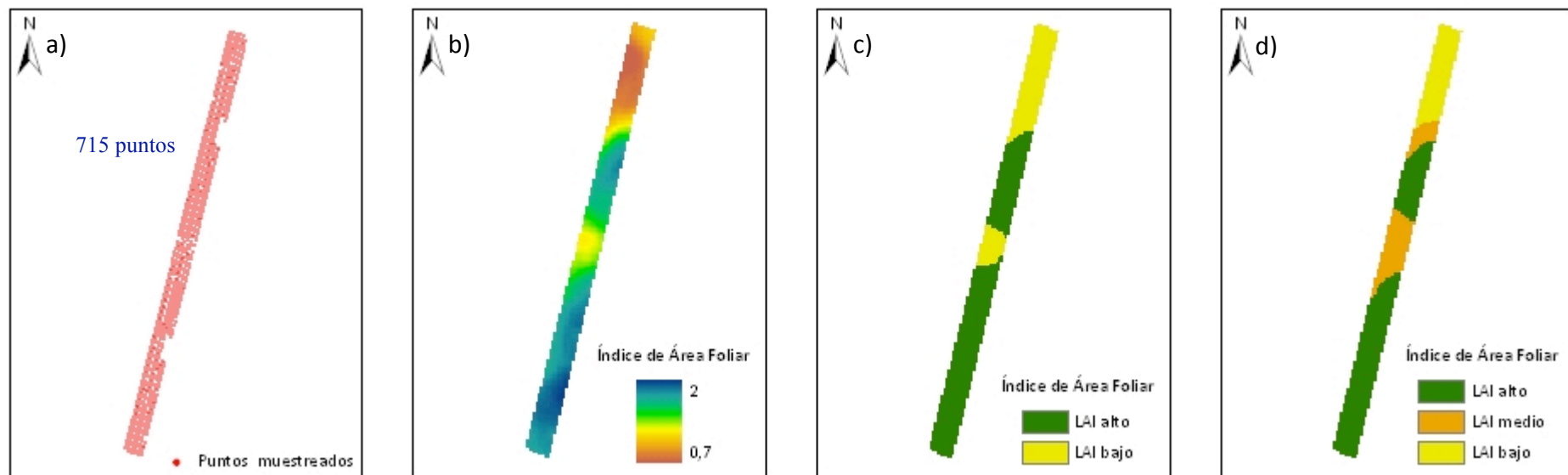


Figura 38. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial) b) Mapa ráster c) Clasificación en 2 zonas de LAI (alto y bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio y bajo)

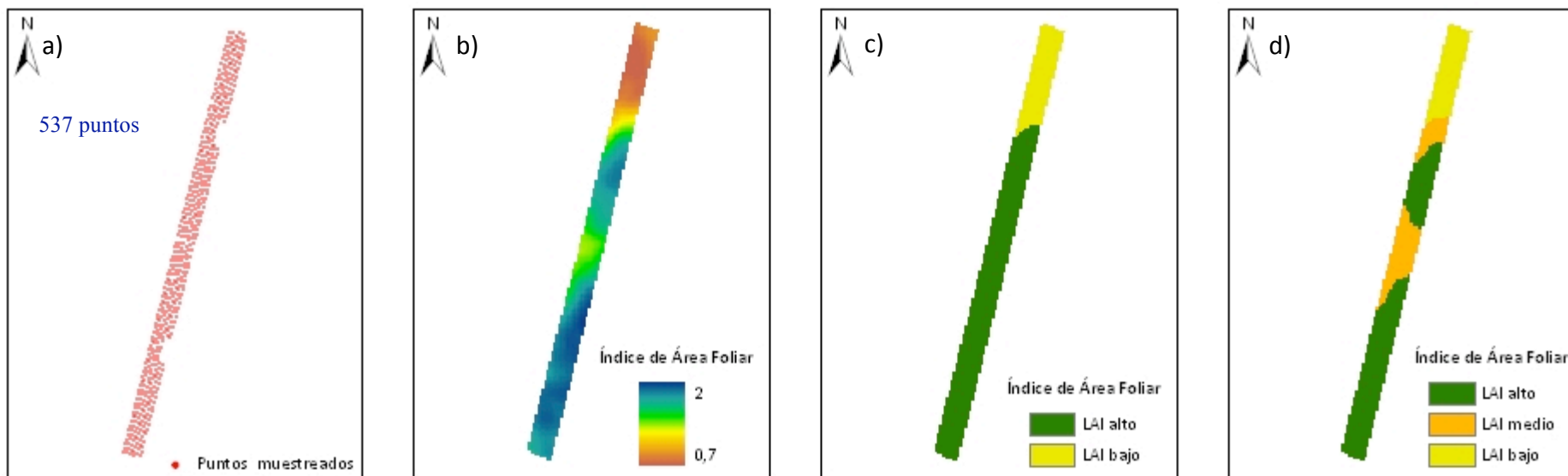


Figura 39. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial) b) Mapa ráster c) Clasificación den zonas de LAI (alto y bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio y bajo)

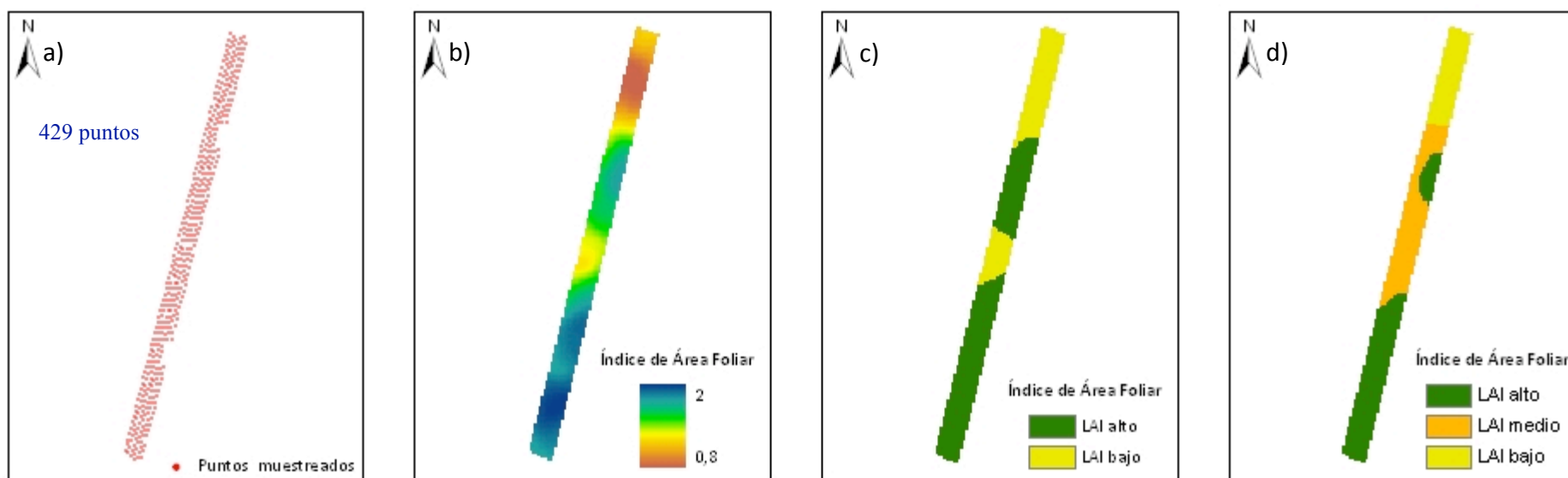


Figura 40. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial) b) Mapa ráster c) Clasificación en 2 zonas de LAI (alto y bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio y bajo)

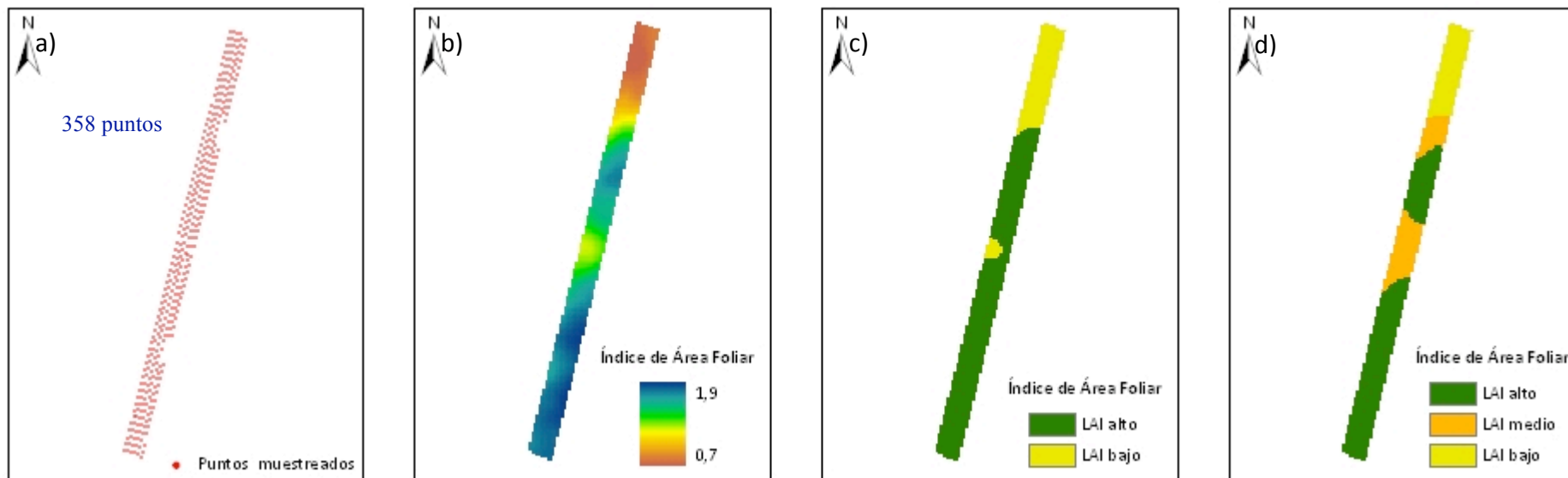


Figura 41. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial) b) Mapa ráster c) Clasificación en 2 zonas de LAI (alto y bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio, bajo)

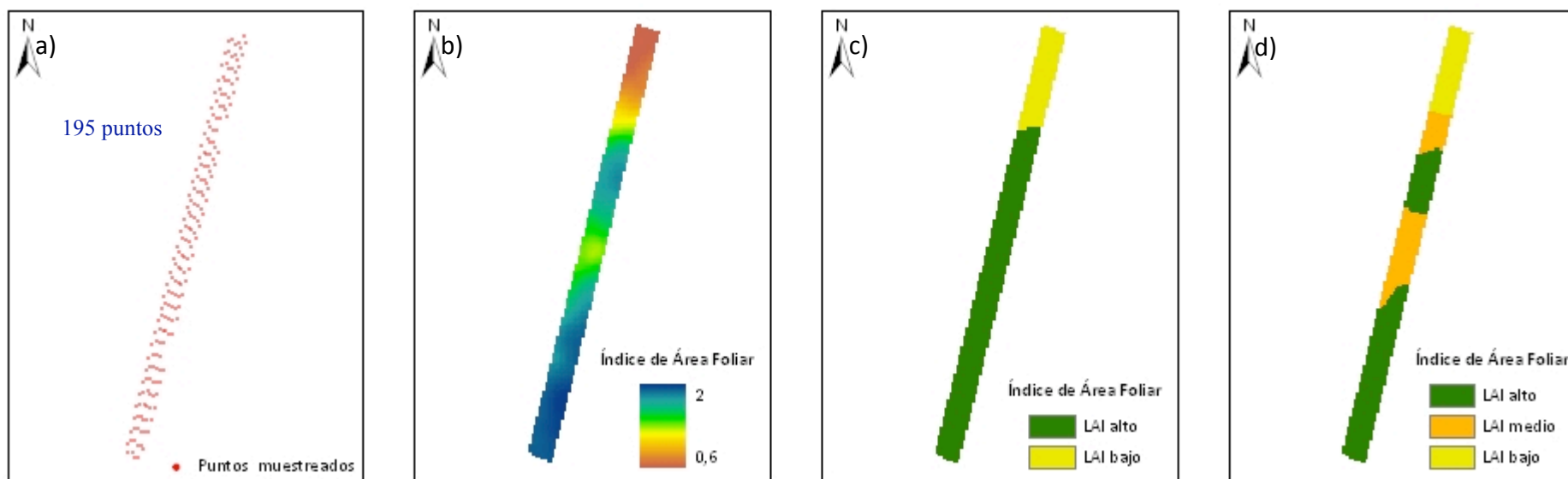


Figura 42. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial) b) Mapa ráster c) Clasificación en 2 zonas de LAI (alto y bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio y bajo)

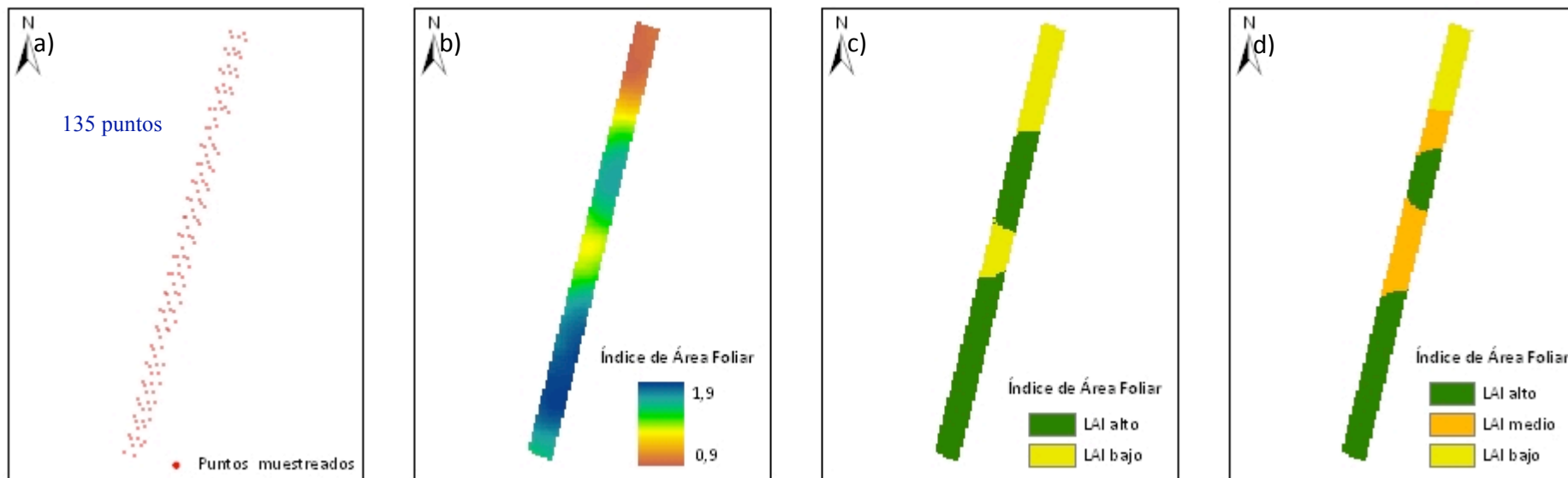


Figura 43. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial), b) Mapa ráster c) Clasificación en 2 zonas de LAI (alto, bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio, bajo)

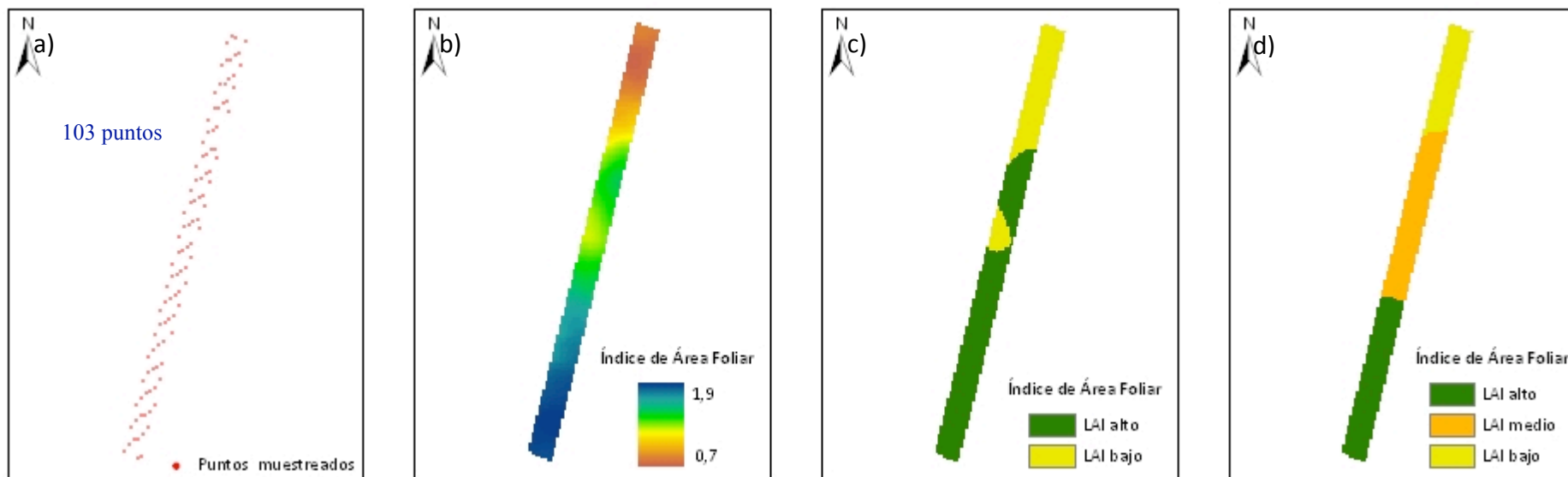


Figura 44. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial) b) Mapa ráster c) Clasificación en 2 zonas de LAI (alto y bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio y bajo)

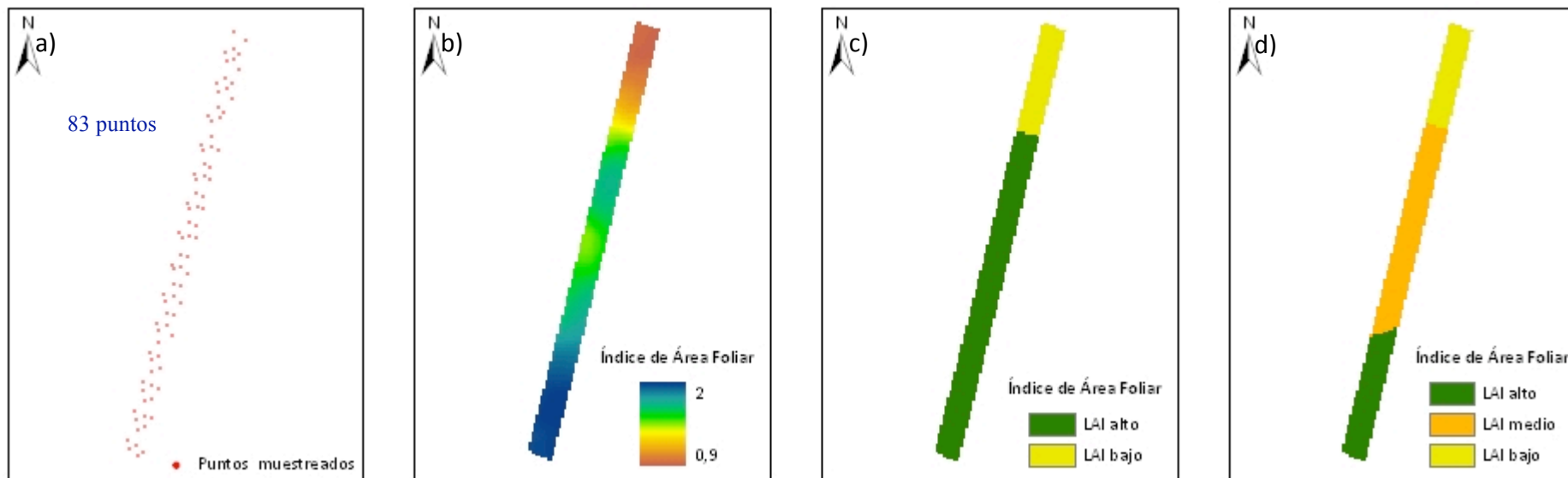


Figura 45. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial) b) Mapa ráster c) Clasificación en 2 zonas de LAI (alto y bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio y bajo)

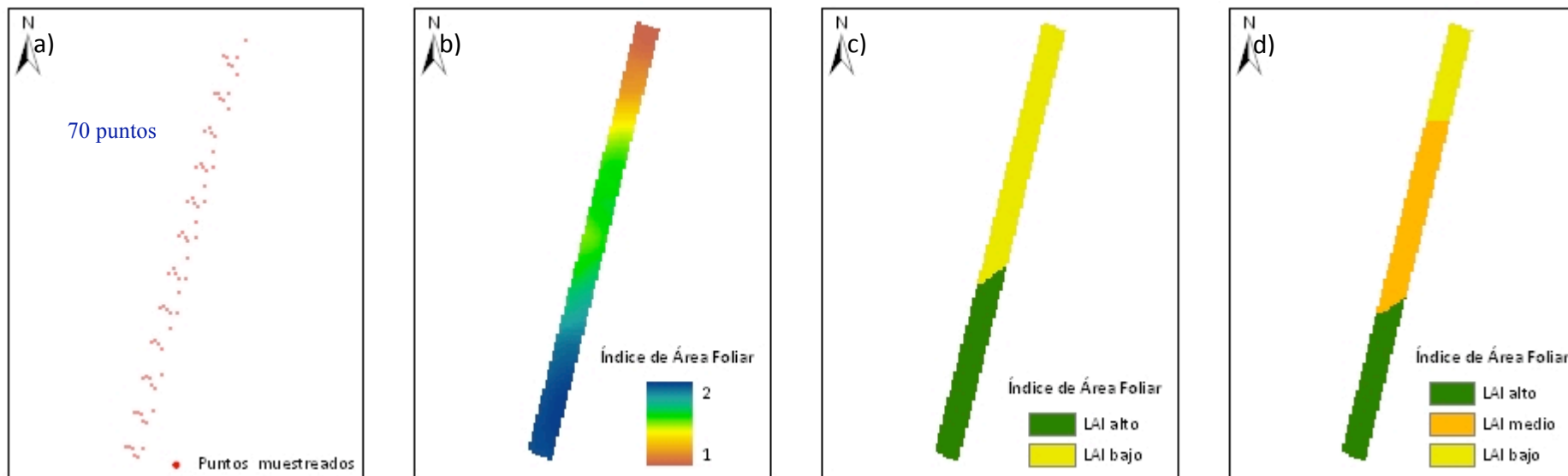


Figura 46. a) Mapa de puntos muestreados (vectorial) b) Mapa ráster c) Clasificación en 2 zonas de LAI (alto y bajo) d) Clasificación en 3 zonas de LAI (alto, medio y bajo)

Una vez obtenidos todos los mapas, se llevó a cabo un análisis de los mismos para saber hasta qué punto la reducción de muestra generaba un mapa fiable. Para ello, tal y como se ha comentado en el apartado de metodología, el análisis se dividió en 4 partes (Tablas 10 y 11).

1. Análisis descriptivo de los valores interpolados de LAI:

Tal y como muestra la tabla 10, ningún mapa tiene una variación superior a un $\pm 10\%$ respecto al mapa continuo en relación a la media de valor de LAI. Sin embargo, sí que existen variaciones superiores a un $\pm 10\%$ de los valores mínimos de LAI en los mapas 1_5, 1_11, 1_16, 1_26 y 1_31 respecto al mapa continuo. Por el contrario, no existen variaciones cuando se analiza el valor máximo de LAI respecto al mapa continuo. Finalmente, en los mapas 1_11, 1_16, 1_26 y 1_31 el coeficiente de variación (CV) alcanza variaciones $\pm 2,5\%$ respecto al CV del mapa continuo. En este sentido, parecería razonable limitar la distancia entre barridos no más allá de los 5 m. Es decir, sería conveniente utilizar el LIDAR en campo de manera que realizase un barrido (1 m de longitud de hilera) cada 6 m de la misma.

Tabla 10. Análisis descriptivo de los valores interpolados de LAI, error de interpolación y grado de concordancia

| Tipo de muestreo | Distancia entre barridos (m) | Análisis descriptivo valores interpolados de LAI | | | | Error interpolación | Análisis grado de concordancia | |
|------------------|------------------------------|--|------------|------------|-------------|---------------------|--------------------------------|------------------|
| | | Media | Mínimo | Máximo | CV | AKSE | κ_2 zonas | κ_3 zonas |
| LAI 1_1 | Muestreo continuo | 1,5517 | 0,6858 | 2,0565 | 24,30 | 0,082 | 1,00 | 1,00 |
| LAI 1_2 | 1 | 1,5481 | 0,7387 | 1,9822 | 23,87 | 0,093 | 0,95 | 0,91 |
| LAI 1_3 | 2 | 1,5292 | 0,7272 | 1,9964 | 23,49 | 0,103 | 0,95 | 0,88 |
| LAI 1_4 | 3 | 1,5582 | 0,7555 | 1,9745 | 23,81 | 0,111 | 0,75 | 0,89 |
| LAI 1_5 | 4 | 1,5297 | 0,8125 | 1,9753 | 22,26 | 0,112 | 0,93 | 0,70 |
| LAI 1_6 | 5 | 1,5243 | 0,7430 | 1,9185 | 23,11 | 0,118 | 0,82 | 0,85 |
| LAI 1_11 | 10 | 1,5701 | 0,6011 | 2,0369 | 26,92 | 0,141 | 0,73 | 0,80 |
| LAI 1_16 | 15 | 1,5271 | 0,8818 | 1,9239 | 21,54 | 0,153 | 0,90 | 0,75 |
| LAI 1_21 | 20 | 1,4474 | 0,7434 | 1,9394 | 26,13 | 0,172 | 0,75 | 0,56 |
| LAI 1_26 | 25 | 1,5757 | 0,9240 | 1,9858 | 20,95 | 0,164 | 0,75 | 0,50 |
| LAI 1_31 | 30 | 1,6324 | 1,0976 | 1,9669 | 16,15 | 0,155 | 0,54 | 0,59 |
| | | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 2,5\%$ | $\pm 50\%$ | > 0.80 | > 0.80 |

2. Análisis del error de interpolación:

Únicamente los mapas 1_11, 1_16, 1_21, 1_26 y 1_31 presentan variaciones superiores a un $\pm 50\%$ (Tabla 10). Este criterio coincide, por tanto, con el establecido para los valores interpolados. En definitiva, sería suficiente que el LIDAR escanease un metro de hilera de cada seis, no siendo necesaria la utilización en continuo (*on-the-go*) del sensor.

3. Análisis del grado de concordancia:

Tras calcular el coeficiente kappa para los mapas con 2 y 3 zonas (Tabla 10), se observa:

- Para 2 zonas, únicamente el mapa 1_31 presenta un grado de concordancia de 0,54 y, por tanto, un grado de acuerdo moderado respecto al mapa continuo.
- Para 3 zonas, los mapas 1_21, 1_26 y 1_31 presentan concordancias significativamente inferiores al resto de mapas, con valores del coeficiente kappa entre 0,50 y 0,59, lo cual supone nuevamente un grado de acuerdo moderado respecto al mapa continuo.

La concordancia del resto de mapas es buena (mapas 1_10 y 1_15) o muy buena (mapas con mayor densidad de muestreo). Este resultado indicaría la idoneidad de no separar más de 5 m la distancia entre barridos con el LIDAR; sin embargo, también sería factible aumentar dicha distancia a 10 y 15 m, dada la buena concordancia de los mapas zonificados con estos muestreos.

4. Análisis de la consistencia de las zonas (clases):

Tabla 11. Resultados del análisis de la varianza (ANOVA) por mapas y zonas (2 y 3) para un nivel de confianza $\alpha = 0,05$. Interpretación en columna.

| Clases de LAI | LAI_1_1 | LAI_1_2 | LAI_1_3 | LAI_1_4 | LAI_1_5 | LAI_1_6 | LAI_1_11 | LAI_1_16 | LAI_1_21 | LAI_1_26 | LAI_1_31 |
|------------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| Bajo (L) | 1,0708 b | 1,0761 b | 1,0753 b | 1,0957 b | 1,1112 b | 1,0850 b | 1,0550 b | 1,1280 b | 1,0204 b | 1,1879 b | 1,3389 b |
| Alto (H) | 1,7906 a | 1,7826 a | 1,7547 a | 1,7879 a | 1,7376 a | 1,7425 a | 1,8259 a | 1,7254 a | 1,6595 a | 1,7683 a | 1,7782 a |
| Bajo (L) | 0,9219 c | 0,9292 c | 0,9253 c | 0,9178 c | 0,9872 c | 0,9329 c | 0,8831 c | 1,0104 c | 0,8710 c | 1,0503 c | 1,2320 c |
| Medio (M) | 1,3694 b | 1,3745 b | 1,3708 b | 1,4315 b | 1,3563 b | 1,3885 b | 1,3962 b | 1,3661 b | 1,3029 b | 1,4493 b | 1,5401 b |
| Alto (H) | 1,8209 a | 1,8108 a | 1,7820 a | 1,8127 a | 1,7670 a | 1,7654 a | 1,8555 a | 1,7517 a | 1,6864 a | 1,7918 a | 1,7958 a |
| | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ | $\pm 10\%$ |

Tal y como se muestra en la tabla 11, en todos los mapas se diferencian 2 y 3 zonas (a, b, c). Sin embargo, en el mapa 1_26 se produce una variación del LAI medio en la zona de bajo vigor (1,19) superior al 10% respecto a ese mismo valor del mapa continuo (1,07) cuando se diferencian dos zonas. Ese mismo efecto se produce también cuando se diferencian tres clases de LAI (1,05 en el mapa 1_26 contra 0,92 en el mapa continuo). Cabe decir también que en el mapa 1_31 existen variaciones superiores al 10% del LAI respecto al mapa continuo para la clase de bajo vigor (LAI bajo) cuando se diferencian dos y tres zonas, y para la clase de vigor medio (LAI medio) cuando se diferencian 3 zonas. Para el resto de mapas, las variaciones de la media respecto al mapa continuo (escaneo *on-the-go*) son inferiores al $\pm 10\%$. En definitiva, y según este criterio, el LIDAR podría separar los barridos hasta distancias de 20 m.

A modo de resumen, y con el objetivo de reducir el muestreo con el LIDAR llegando a generar mapas fiables del Índice de Área Foliar, se podrían distinguir 4 situaciones:

1) Realizar el muestreo cada 5 m lineales de vegetación.

En este caso, todos los criterios de comparación utilizados demuestran que el mapa ráster y los mapas de zonas (2 y 3 clases) presentan una gran similaridad con los mapas respectivos obtenidos a partir de la utilización del LIDAR en continuo. La ventaja de la reducción del muestreo radicaría en la disminución de la información necesaria (de 2145 puntos se pasa a 358), y la posible influencia que este efecto tendría sobre la capacidad del sistema.

2) Realizar el muestreo cada 10 ó 15 m lineales de vegetación.

Los análisis de concordancia y ANOVA muestran que los dos mapas de zonas (2 y 3 clases) son consistentes y reproducen con fiabilidad los datos del LIDAR cuando éste se utiliza de forma continua. No obstante, los mapas obtenidos con esta menor densidad de muestreo presentan valores mínimos del LAI que se alejan en más del 10% de los valores mínimos del mapa continuo, produciéndose asimismo una variabilidad espacial (Coeficiente de Variación) que dista por defecto o por exceso en más de un 2,5% del CV del mapa original. Además, el error de interpolación (AKSE) supera el umbral

admisible establecido. En conclusión, el uso del LIDAR escaneando exclusivamente 1 m de cada 16 m o 21 m de hilera es una opción posible, aunque menos precisa que la anterior. Con todo, dados los buenos resultados de concordancia de los mapas obtenidos, este tipo de muestreo podría considerarse el óptimo por cuanto lograría reducir los puntos a analizar en un 45% (barridos cada 10 m) o un 62% (barridos cada 15 m) si lo comparamos con la realización de escaneos cada 5 m.

3) Realizar el muestreo cada 20 m lineales de vegetación.

En este caso, se producen mapas que presentan un menor grado de concordancia con el mapa realizado en continuo, básicamente cuando se distinguen 3 zonas (o clases). Sin embargo, a excepción del error de interpolación, el resto de parámetros evaluados han resultado ser positivos. Así, los valores medios del LAI presentan variaciones inferiores al 10% respecto al mapa continuo. Podría decirse que se trata de un muestreo ‘límite’ en cuanto al uso del LIDAR en viñedo. Por debajo de los 20 m de distancia, los mapas son fiables; a partir de esta distancia (20 m), aparecen ciertas dudas sobre la reproducibilidad del Índice de Área Foliar en parcela.

4) Realizar el muestreo cada 25 ó 30 m lineales de vegetación.

Este tipo de muestreo ha resultado ser desaconsejable. Se producen mapas que difieren de los mapas continuos en todos los aspectos evaluados. Los valores interpolados suavizan los mapas, obteniéndose una variabilidad espacial (expresada como Coeficiente de Variación) menor que la esperable. Por otro lado, el error de interpolación supera el umbral establecido, el grado de concordancia entre mapas es menor (tanto para 2 como para 3 zonas), y las zonas son inconsistentes.

V.3. Protocolo para el cartografiado del LAI mediante sensores láser

A continuación se muestra el protocolo a seguir para llevar a cabo el cartografiado del Índice de Área Foliar en viña mediante sensores láser terrestres:

Paso 1. Adquisición de datos

1. Realizar el escaneo de ambos lados de la hilera, operando el LIDAR cada 10 ó 15 m de longitud de hilera. La longitud de escaneo en los puntos de muestreo deberá ser de 1 m.
2. Utilizar el programa TREE-SCANNER para generar los archivos de información (X,Y,LAI).

Paso 2. Preparación de datos

1. Eliminar los posibles errores de estimación del LAI ($LAI > 4$).
2. Estandarizar los datos y eliminar los valores atípicos (valores que distan en más de tres unidades de la media).

Paso 3: Interpolación de datos

Obtener un variograma global y realizar una interpolación en bloques de 5 m sobre una malla de 2 m, usando en cada interpolación un número predeterminado de puntos vecinos (local block kriging).

Paso 4: Obtención del mapa de superficie

Exportar el archivo generado a un Sistema de Información Geográfica para su representación y almacenamiento.

Paso 5: Obtención del mapa de zonas

Clasificar los valores interpolados del mapa de superficie en 2 ó 3 clases, usando un algoritmo no supervisado (algoritmo de k -medias, ISODATA, algoritmo difuso de c -medias).

VI. CONCLUSIONES

1) El sensor LIDAR es un sensor adecuado para la estimación del LAI en viña y el cartografiado posterior de la variabilidad espacial de este parámetro a nivel de parcela. Sin embargo, el algoritmo de cálculo produce una cierta sobreestimación de la superficie foliar que debe ser corregida posteriormente mediante pruebas de validación en campo.

2) El error de estimación es mayor en cepas de baja densidad foliar, lo cual es debido, posiblemente, a una insuficiente frecuencia de escaneo. La separación media entre escaneos (10-12 cm) debe disminuirse, ya sea aumentando la capacidad y velocidad del sistema de adquisición de datos, ya sea reduciendo la velocidad de avance del tractor que transporta el sensor.

3) El sensor láser puede utilizarse de modo continuo o intermitente. En el primer caso (*on-the-go proximal sensor*), se obtienen mapas del Índice de Área Foliar y mapas de zonificación de gran fiabilidad. Sin embargo, se obtienen mapas similares cuando el sensor LIDAR se utiliza separando los puntos de muestreo 5 m entre sí. La separación óptima se sitúa en 10-15 m, siendo desaconsejable utilizar separaciones superiores a 20 m. En todos los casos, los puntos de muestreo consisten en una longitud de hilera escaneada de 1 m.

4) La variabilidad intraparcalaria del LAI, expresada como Coeficiente de Variación, ha alcanzado un valor del 24%, siendo posible la delimitación de 2 y 3 zonas homogéneas de distinto valor de LAI dada la fuerte estructura de variación espacial de la parcela ensayada.

5) Los métodos de interpolación geoestadística y el análisis cluster no supervisado son herramientas de gran potencial para la generación de mapas ráster de vegetación y la posterior reclasificación de los mismos en zonas de manejo diferencial.

VII. FUTUROS DESARROLLOS

Como consecuencia de la falta de precisión en la estimación del LAI por parte del LIDAR, se propone realizar las siguientes actuaciones en futuras investigaciones:

- Aumentar la resolución del escaneo vertical y horizontal del sistema TREE-SCANNER. De esta manera, la superficie asignada a cada punto de impacto sería menor y habría una mayor detección de las superficies sin vegetación (agujeros).

- Llevar a cabo nuevas defoliaciones de bloques de vegetación para realizar una mejor contrastación del LAI estimado con el LIDAR.

- Aumentar la distancia mínima de corte en el programa creado con MatLab. El hecho que actualmente se considere dicha distancia en 20 cm puede llegar a contabilizar la vegetación del suelo y, por tanto, sobreestimar el LAI del cultivo.

- Llevar a cabo una comparación de los resultados obtenidos (mapas de LAI) con el LIDAR, con los obtenidos con otras metodologías capaces de estimar el vigor como sería el índice NDVI calculado a partir de imágenes multiespectrales correspondientes a la misma zona de estudio.

- Realizar una comparación y un análisis de la relación existente entre los mapas de LAI obtenidos con el LIDAR y los mapas de rendimiento obtenidos con un sensor de cosecha en la misma zona de estudio.

VIII. BIBLIOGRAFÍA

- **Abegaz, A. y Van Keulen, H.** 2009. *Modeling soil nutrient dynamics under alternative farm management practices in the Northern Highlands of Ethiopia*. Soil Till, **2**, 203-215.
- **Adamchuk, V.I., Hummel, J.W., Morgan, M.T. y Upadhyaya, S.K.** 2004. *On-the-go soil sensors for precision agriculture*. Computers and Electronics in Agriculture, **44**, 71-91.
- **Arnaud, M. y Emery, X.** 2000. *Estimation et interpolation spatiale. Méthodes déterministes et méthodes géostatistiques*. Hermes Science Publications, París, p. 221.
- **Arnó, J., Martínez-Casasnovas, J.A., Ribes-Dasi, M. y Rosell, J.R.** 2011. *Clustering of grape yield maps to delineate site-specific management zones*. Spanish Journal of Agricultural Research, **9**, 721-729.
- **Arnó, J., Bordes, X., Ribes-Dasi, M., Blanco, R., Rosell, J.R. y Esteve, J.** 2005a. *Obtaining grape yield maps and analysis of within-field variability in Raimat (Spain)*. In: Precision Agriculture'05. Proceedings of the Fifth Euro-pean Conference on Precision Agriculture, edited by J.V. Stafford, (Wageningen Academic Publishers, Wageningen, The Netherlands), p. 899-906.
- **Arnó, J., Martínez-Casasnovas, J.A., Blanco, R., Bordes, X. y Esteve, J.** 2005b. *Viticultura de precisió a Raimat (Lleida): experiències durant el període 2002-2004*. ACE-Revista d'Enologia, **73**, 12-17.
- **Arnó, J., Vallès, J. M., Llorens, J., Blanco, R., Palacín, J., Sanz, R., Masip, J., Ribes-Dasi, M. y Rosell, J. R.** 2006. *Ground laser scanner data analysis for Leaf Area Index (LAI) prediction in orchards and vineyards*. XVI CIGR World Congress - AgEng Bonn 2006
- 64th VDI-MEG International Conference Agricultural Engineering - FAO Workshop Global Issues, Bonn, CD-ROM, Paper 214.
- **Arnó, J.** 2008. *Variabilidad intraparcelsaria en viña y uso de sensores láser en viticultura de precisión*. Tesis Doctoral, Universitat de Lleida, Lleida, p. 236.

- **Blackmore, S.** 2000. *The interpretation of trends from multiple yield maps*. Computers and Electronics in Agriculture, **26**, 37-51.

- **Bordes, X.** 2004. *Obtenció de mapes de collita i anàlisi de la variabilitat intraparcelsària en vinya (Vitis vinifera) a Raimat*. M. Ribes (tut.) y J. Arnó (tut.). Projecte Final de Carrera. ETSEA. Universitat de Lleida, p. 121.

- **Boydell, B. y McBratney, A.B.** 2002. *Identifying potential within-field management zones from cotton-yield estimates*. Precision Agriculture, **3**, 9-23.

- **Bramley, R.G.V. y Proffitt, T.** 1999 *Managing variability in viticultural production*. The Australian Grapegrower & Winemaker, **427**, 11-16.

- **Bramley, R. G. V., Proffit, A. P. B., Corner, R. J. y Evans, T. D.** 2000. *Variation in grape yield and soil depth in two contrasting Australian vineyards*. In: Soil 2000: New Horizons for a New Century. Australian and New Zeland Second Joint Soils Conference. Volume 2, edited by J. A. Adams y A. K. Metherell, New Zeland Society of Soil Science, Lincoln, New Zeland, p. 29-30.

- **Bramley, R.G.V.** 2001a. *Progress in the development of Precision Viticulture - Variation in Yield, Quality and Soil Properties in Contrasting Australian Vineyards*. In: Precision tools for improving land management, edited by L.D. Currie y P. Loganathan, Occasional report No. 14. Fertilizer and Lime Research Centre, Massey University, Palmerston North, New Zealand. www.crcv.com.au/research/programs/one/bramley1, p. 25-43.

- **Bramely, R.G.V. y Williams, S.K.** 2001. *A protocol for winegrape yield maps*. In: ECPA 2001. Proceedings of the 3rd European Conference on Precision Agriculture, edited by G. Grenier and S. Blackmore, (agro-Montpellier, Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier, France). p. 773-778.

- **Bramley, R.G.V. y Williams, S.K.** 2001 a. A protocol for the construction of yield maps from data collected using commercially available grape yield monitors. www.crcv.com.au/research/programs/one/CRCVProtocolBkfinal.pdf Cooperative Research Centre for viticulture, Adelaide, Australia.

- **Bramley, R., Pearse, B. y Chamberlain, P.** 2003. *Being profitable precisely - a case study of precision viticulture from Margaret River*. The Australian & New Zealand Grapegrower & Winemaker, **427**, 11-16.

- **Bramley, R.G.V. y Lamb, D.W.** 2003. *Making sense of vineyard variability in Australia*. In: Precision Viticulture. Proceedings of the IX Congreso Latinoamericano de Viticultura y Enología, edited by R. Ortega and A. Esser, (Pontificia Universidad Católica de Chile, Santiago, Chile), p. 35-54.

- **Bramley, R.G.V. y Hamilton, R.P.** 2004. *Understanding variability in winegrape production systems. 1. Within vineyard variation in yield over several vintages*. Australian Journal of Grape and Wine Research, **10**, 32-45.

- **Brouder, S.M., Hofmann, B.S. y Morris, D.K.** 2005. *Mapping soil pH: Accuracy of common soil sampling strategies and estimation techniques*. Soil Science Society of American Journal, **69**, 427-442.

- **Bulanon, D.M., Kataoka, T., Ota, Y. y Hiroma, T.** 2002. *Segmentation algorithm for the automatic recognition of Fuji apples at harvest*. Biosystems Engineering, **83**, 405–412.

- **Bulanon, D.M., Burks, T.F. y Alchanatis, V.** 2008. *Study on temporal variation in citrus canopy using thermal imaging for citrus fruit detection*. Biosystems Engineering, **101**, 161–171.

- **Cambouris, A.N., Nolin, M.C., Zebarth, B.J. y Laverdière, M.R.** 2006. *Soil management zones delineated by electrical conductivity to characterizer spatial and*

temporal variations in potato yield and in soil properties. Am. J. Potato Res, **83**, 381-395.

- **Cook, S.E. y Bramley, R.G.V.** 1998. *Precision agriculture-opportunities, benefits and pitfalls of site-specific crop management in Australia*. Australian Journal of Experimental Agriculture, **38**, 753-763.

- **Cuppit, J y Whelan, B.M.** 2001. *Determining potential within-field crop management zones*. In: ECPA 2001. Proceedings of the 3rd European Conference on Precision Agriculture, edited by G. Grenier and S. Blackmore, (agro-Montpellier, Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier, France), p. 7-12.

- **Diker, K., Heermann, D.F. y Brodahl, M.K.** 2004. *Frequency analysis of yield for delineating yield response zones*. Precision Agriculture, **5**, 435-444.

- **Dobermann, A. y White, P. F.** 1999. *Strategies for nutrient management in irrigated and rainfed lowland rice systems*. Nutrient Cycling in Agroecosystems, **53**, 1-18.

- **Ehlert, D., Horn, H. y Adamek, R.** 2008. *Measuring crop biomass density by laser triangulation*. Computers and Electronics in Agriculture, **61**, 117-125.

- **Escribano, C., Nafría, D., Nieto, M., De Benito, A. y Sombrero, A.** 2001. *Un nuevo concepto de agricultura*. Agricultura, 492-495.

- **Fleming, K.L., Westfall, D.G., Weins, D.W. y Brodahl, M.C.** 2000. *Evaluating farmer defined management zone maps for variable rate fertilizer application*. Precision Agriculture, **2**, 201-215

- **Flowers, M., Weisz, R. y White, J.R.** 2005. *Yield-based management zones and grid sampling strategies: Describing soil test and nutrient variability*. Agronomy Journal, **97**, 968-982.

- **Franzen, D.W. y Kitchen, N.R.** 1999. *Developing Management Zones to Target Nitrogen Applications*. SSMG-5. Site-Specific Management Guidelines Series. Potash Phosphate Institute.

- **Franzen, D.W., Hopkins, D.H., Sweeney, M.D, Ulmer, M.K. y Halvorson, A.D.** 2002. *Evaluation of soil survey scale for zone development of site-specific nitrogen management*. Agronomy Journal, **94**, 381-389.

- **Fridgen, J.J., Fraisse, C.W., Kitchen, N.R. y Sudduth, K.A.** 2000. *Delineation and analysis of site-specific management zones*. In: Second International Conference on Geospatial Information in Agriculture and Forestry, (Lake Buena Vista, Florida, USA), p. 10.

- **Fridgen, J.J., Kitchen, N.R., Sudduth, K.A., Drummond, S. T., Wiebold, W. J. y Fraisse, C.W.** 2004. *Management Zone Analyst (MZA): Software for Subfield Management Zone Delineation*. Agronomy Journal, **96**, 100-108.

- **Gebbers, R., Herbst, R. y Wenkel, K.O.** 2009. *Sensitivity analysis of soil nutrient mapping*. In EFITA Conference '09. Joint International Agricultural Conference, 513-519.

- **Gil, E., Escolà, A., Rosell, J.R., Planas, S. y Val, L.** 2007. *Variable rate application of plant protection products in vineyard using ultrasonic sensors*. Crop Protection, **26**, 1287–1297.

- **Giles, D.K., Delwiche, M.J. y Dodd, R.B.** 1988. *Electronic measurement of tree canopy volume*. Transactions of ASAE, **31**, 264–272.

- **Goel, P.K., Prasher, S.O., Landry, J.A., Patel, R.M., Viau, A. y Miller, J.R.** 2003. *Estimation of crop biophysical parameters through airborne and field hyperspectral remote sensing*. Transactions of ASAE, **46**, 1235–1246.

- **Guastaferro, F., Castrignanò, A., De Benedetto, D., Sollitto, D., Troccoli, A. y**

Cafarelli, B. 2010. *A comparison of different algorithms for the delination of management zones.* Precision Agriculture, **11**, 600-620.

- **Haselgrove, L., Botting, D., van Heeswijck, R., Høj, P.B., Dry, P.R., Ford, C. y Iland, P.G.** 2000. *Canopy microclimate and berry composition: The effect of bunch exposure on the phenolic composition of vitis vinifera l cv. Shiraz grape berries.* Australian Journal of Grape and Wine Research, **6**, 141–149.

- **Ikenaga, S. y Inamura, T.** 2008. *Evaluation of site-specific management zones on a farm with 124 contiguous small paddy fields in a multiple-cropping system.* Precision Agriculture, **9**, 147-159.

- **Inman, D., Khosla, R., Reich, R. y Westfall, D.G.** 2008. *Normalized difference vegetation index and soil color-based management zones in irrigated maize.* Agronomy Journal, **100**, 60-66.

- **Jiang, H-L., Liu, G-S., Wang, R., Liu, S-D., Han, F-G, Yang, Y-F., Ye, X-F., Zhang, Q-J., Wang, X-J., Wang, Z-H. y Hu, H-C.** 2011. *Delineating site-specific quality-based management zones for a tobacco field.* Soil Science, **176**, 206-212.

- **Jensen, J.R.** 1996. *Introductory Digital Image Processing A Remote Sensing Perspective.* Prentice Hall, Inc., New Jersey, 197-256.

- **Jordan, C.F.** 1969. *Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor.* Ecology **50**, 663-666.

- **Kane, K. y Lee, W.S.** 2007. *Multispectral imaging for in-field green citrus identification.* American Society of Agricultural and Biological Engineers Paper No. 073025. St. Joseph, Michigan.: ASABE.

- **King, J.A., Dampney, P.M.R., Lark, R.M., Wheeler, H.C., Bradley, R.I. y Mayr, T.R.** 2005. *Mapping potential crop management zones within fields: use of yield-map series*

and patterns of soil physical properties identified by electromagnetic induction sensing. Precision Agriculture, 6, 167-181.

- **Kitchen, N. R., Drummond, S.T., Lund, E. D., Sudduth, K. A. y Buchleiter, G. W.** 2003. *Soil electrical conductivity and topography related to yield for three contrasting soil-crop systems. Agronomy Journal, 95, 483-495*

- **Lamb, D. W. y Bramley R. G. V.** 2001. *Managing and monitoring spatial variability in vineyard productivity. Natural Resource Management, 4, 25-30.*

- **Lark, R.M. y Stafford, J.V.** 1996. *Consistency and change in spatial variability of crop yield over successive seasons: methods of data analysis.* In: *Proceedings of the 3th International Conference on Precision Agriculture*, edited by P.C. Robert, R.H. Rust and W.E. Larson, (ASA/CSSA/SSSA, Madison, WI, USA), p. 141-149.

- **Lark, R.M. y Stafford, J.V.** 1997. *Classification as a first step in the interpretation of a temporal and spatial variation of crop field. Annals of Applied Biology, 130, 111-121.*

- **Lark, R. M.** 1998. *Forming spatially coherent regions by classification of multivariate data: an example from the analysis of maps of crop yield. International Journal of Geographical Information Science, 12, 83-98.*

- **Lee, W.S., Alchanatis, V., Yang, C., Hirafuji, M., Moshou, D. y Li, C.** 2010. *Sensing technologies for precision specialty crop production. Computers and Electronics in Agriculture, 74, 2-33.*

- **Li, B., Whitney, J. D., Miller, W. M. y Wheaton, T. A.** 2002. *Ultrasonic-based Canopy Volume Measurements of Citrus Trees for Precision Agriculture. ASAE.*

- **Li, X., Pan, Y.C., Ge, Z.Q. y Zhao, C. J.** 2007a. *Delineation and scale effect of precision agriculture management zones using yield monitor data over four years. Agricultural Sciences in China, 6, 180-188.*

- **Li, Y., Shi, Z. y Li, F.** 2007b. *Delineation of Site-Specific Management zones based on temporal and spatial variability of soil electrical conductivity*. *Pedosphere*, **17**, 156-164.

- **Martínez-Casasnovas, J. A., Agelet, J., Arnó, J., Bordes, X. y Ramos, M. C.** 2010. *Protocolo para la zonificación intraparcelsaria de la viña para vendimia selectiva a partir de imágenes multiespectrales*. *Revista de teledetección (Asociación Española de Teledetección)*, **33**, 47-52.

- **Martínez-Casasnovas, J. A. y Bordes, X.** 2005. *Viticultura de precisión: Predicción de cosecha a partir de variables del cultivo e índices de vegetación*. *Revista de teledetección (Asociación Española de Teledetección)*, **24**, 67-71.

- **Mazzeto, F., Calcante, A., Mena, A. y Vercesi, A.** 2010. *Integration of optical and analogue sensors for monitoring canopy health and vigour in precision viticulture*. *Precision and Agriculture*, **11**, 636-649.

- **McBratney, A. y Whelan, B.M.** 2001. *Precision Ag - Oz style*. *Proceedings of the 1st Autralian Conference on Geospatial Information in Agriculture, NSW Agriculture*, p. 274-282.

- **Moltó, E., Martin, B. y Gutierrez, A.** 2001. *Pesticide loss reduction by automatic adaptation of spraying on globular trees*. *Journal of Agricultural Engineering Research*, **78**, 35-41.

- **Moral, F.J., Terrón, J.M. y Marques da Silva, J.R.** 2010. *Delineation of management zones using mobile measurements of soil apparent electrical conductivity and multivariate geostatistical techniques*. *Soil Till*, **106**, 335-343.

- **Morari, F., Castrignanò, A. y Pagliarin, C.** 2009. *Application of multivariate geostatistics in delineating management zones within a gravelly vineyard using geo-electrical sensors*. *Computers and Electronics in Agriculture*, **68**, 7-107.

- **Mueller, T.G., Pierce, F.J., Schabenberger, O. y Warncke, D.D.** 2001. *Soil sampling for*

pH and variable-rate liming. Soil Science Society of America Journal, **65**, 1547-1558.

- **Muixac, E.** 2005. *Predicció del rendiment en vinya a partir d'imatges de satèl·lit d'alta resolució espacial (Quickbird-II) a Raimat (D. O. Costers del Segre, Lleida)*. J. A. Martínez-Casasnovas (tut.). Projecte Final de Carrera. ETSEA. Universitat de Lleida, p. 114.
- **Mulla, D.J. y Schepers, J.S.** 1997. *Key processes and properties for site-specific soil and crop management*. In The State of Site-Specific Management for Agriculture. E. J. Sadler (ed.). ASA, CSSA, and SSSA, Madison, WI, 1-18.
- **Ormesher, D.** 2001. *EM38 Surveying in Vineyards - A Pragmatic Overview*. In: Proceedings of the 11th Australian Wine Industry Technical Conference, Adelaide, p. 21-22.
- **Ortega, R.A. y Santibáñez, O.A.** 2007. *Determination of management zones in corn (Zea mays L.) based on soil fertility*. Computers and Electronics in Agriculture, **58**, 49-59.
- **Panneton, B., Brouillard, M. y Piekutowski, T.** 2001. *Integration of yield data form several years into a single map*. In: Proceedings of the 3th European Conference on Precision Agriculture, edited by G. Grenier y S. Blackmore, (Agro-Montpellier, Montpellier, Montpellier, France), p. 73-78.
- **Paoli, J-N., Tisseyre, B., Strauss, O., Roger, J-M. y Guillaume, S.** 2005. *Combination of heterogeneous data sets in Precision Viticulture*. In: Precision Agriculture' 05. Proceedings of the Fifth European Conference on Precision Agriculture, edited by J.V. Stafford, (Wageningen Academic Publishers, Wageningen, The Netherlands), p. 915-922.
- **Pedrosoa, M., Taylor, J., Tisseyre, B., Charnomordic, B. y Guillaume, S.** 2010. *A segmentation algorithm for the delineation of agricultural management zones*. Computers and Electronics in Agriculture, **70**, 199-208.

- **Pérez, M. y Agüera, J.** 2005. *Monitores de rendimiento para cosechadoras de algodón y tomate*. Vida Rural, **192**, 32-36.

- **Ping, J.L. y Dobermann, A.** 2005. Processing of yield map data. Precision Agriculture, **6**, 193-212.

- **Plant, R.E.** 2001. *Site-specific management: the application of information technology to crop production*. Computers and Electronics in Agriculture, **30**, 9-29.

- **Proffitt, T. y Hamilton, R.** 2001. *Precision Viticulture - Technology to optimise vineyard performance*. In: Proceedings of the 11th Australian Wine Industry Technical Conference, Adelaide, p. 5-7.

- **Reyniers, M., Maertens, K., Vrindts, E y De Baerdemaeker, J.** 2006. *Yield variability related to landscape properties of a loamy soil in central Belgium*. Soil Till, **88**, 262-273.

- **Safren, O., Alchanatis, V., Ostrovsky, V. y Levi, O.** 2007. *Detection of green apples in hyperspectral images of apple-tree foliage using machine vision*. Transactions of the American Society of Agricultural Engineers, **50**, 2303–2313.

- **Sanz, R., Palacín, J., Sisó, J.M., Ribes-Dasi, M., Masip, J., Arnó, J., Llorens, J., Vallès, J.M. y Rosell, J.R.** 2004. *Advances in the measurement of structural characteristics of plants with a LIDAR scanner*. Leuven (Belgium), Book of Abstracts of the AgEng 2004 Conference, 400-401, Paper NR 277.

- **Sanz, R., Llorens, J., Ribes-Dasi, M., Masip, J., Arnó, J., Vallès, J. M., Escolà, A., Massana, P., Camp, F., Palacín, J., Solanelles, F., Gil, E., Planas, S., Val, L. y Rosell, J. R.** 2005. *First results of a non-destructive LIDAR system for the characterization of tree crops as a support for the optimization of pesticide treatments*. Barcelona, Book of Abstracts, 8th Workshop on Spray application techniques in fruit growing, (Gil, Solanelles, Escobar, Planas, Rosell y Val, ed.), p.85-87

- **Schepers, A.R., Shanahan, J.F., Liebig, M.A., Schepers, J.S., Johnson, S.H. y Luchiari, A.** 2004. *Appropriateness of management zones for characterizing spatial variability of soil properties and irrigated corn yields across years.* Agronomy Journal, **96**, 195-203.

- **Schepers, J.S., Schlemmer, M.R. y Fergunson, R.B.** 2000. *Site-specific considerations for managing phosphorus.* Journal of Environmental Quality, **29**, 125-130.

- **Schirrmann, M., Gebbers, R., Kramer, E. y Seidel, J.** 2001. *Soil pH Mapping with an On-The-GO Sensor.* Sensors, **11**, 573-598.

- **Schumann, A.W. y Zaman, Q.U.** 2005. *Software development for real-time ultrasonic mapping of tree canopy size.* Computers and Electronics in Agriculture, **47**, 25-40.

- **Searcy, S. W., Schueller, J.K., Bae, Y. H., Borgelt, S. C. y Stout, B. A.** 1989. *Mapping of spatially variable yield during grain combining.* Transactions of the American Society of Agricultural Engineers, **32**, 826-829.

- **Shatar, T.M. y McBratney, A.B.** 2001. *Subdividing a field into contiguous management zones using a k-zone algorithm.* In: ECPA 2001. Proceedings of the Third European Conference on Precision, edited by G. Grenier and S. Blackmore, (agro-Montpellier, Ecole Nationale Superieure Agronomique de Montpellier, France), p. 115-120.

- **Shearer, J.** 2001. *DGPS yield monitoring to assist in managing vineyard variability.* In: Proceedings of the 11th Australian Wine Industry Technical Conference, Adelaide, p. 9-13.

- **Smart, R.E., Dick, J.K., Gravett, I.M. y Fisher, B.M.** 1990. *Canopy management to improve grape yield and wine quality-principles and practices.* South African Journal of Enology and Viticulture, **11**, 3-17.

- **Solanelles, F., Escolà, A., Planas, S., Rosell, J., Camp, F. y Gracia, F.** 2006. *An*

electronic control system for pesticide application proportional to the canopy width of the tree crops. Biosystems and Engineering, **95**, 473–481.

- **Song, X., Wang, J., Huang, W., Liu, L., Yan, G. y Pu, R.** 2009. *The delineation of agricultural management zones with high resolution remotely sensed data.* Precision Agriculture, **10**, 471-487.

- **Stajanko, D., Lakota, M. y Hoevar, M.** 2004. *Estimation of number and diameter of apple fruits in an orchard during the growing season by thermal imaging.* Computers and electronics in agriculture, **42**, 31–42.

- **Taylor, J.** 2001. *Digital terroirs - their part in precision viticulture and environmental management.* In: Proceedings of the 11th Australian Wine Industry Technical Conference, Adelaide, p. 23-27.

- **Taylor, J.C., Wood, G.A., Earl, R. y Godwin, R.J.** 2003. *Soil factors and their influence on within-field crop variability, part II: spatial analysis and determination of management zones.* Biosystems Engineering, **84**, 441-453.

- **Tisseyre, B., Mazzoni, C., Ardoin, N. y Clipet, C.** 2001. *Yield and harvest quality measurement in precision viticulture - Application for a selective vintage.* In: Proceedings of the 3rd European Conference on Precision Agriculture, edited by G. Grenier and A. Blackmore, (agro-Montpellier, Montpellier, France), p. 133-138.

- **Tou, J.T y Gonzalez, R.C.** 1974. *Pattern recognition principles.* Reading, MA: Addison-Wesley.

- **Tumbo, S.D., Salyani, M., Whitney, J.D., Wheaton, T.A. y Miller, W.M.** 2002. *Investigation of laser and ultrasonic ranging sensors for measurements of citrus canopy volume.* Applied Engineering in Agriculture, **18**, 367–372.

- **Ventura, J.** 2007. *Caracterizació del sensor làser LMS 200, i l'aplicació del mateix en la caracterizació del cultiu de vinya i fruiters (perera).* R. Sanz y J. R. Rosell (tut.). Projecte

- **Viscarra Rossel, R.A. y McBratney, A.B.** 1999 *Calibration of a lime requirement buffer for site-specific lime applications in south-eastern Australia*. In Precision Agriculture '99: Proceedings of the 2nd European Conference on Precision Agriculture Part I, 429-440.
- **Wachs, J., Stern, H., Burks, T.F. y Alchanatis, V.** 2009. *Multi-modal registration using a combined similarity measure*. In: Tiwari, A., Knowles, J., Avineri, E., Dahal, K., Roy, R. (Eds.). Applications of Soft Computing: Recent Trends. Springer Verlag, Germany, Series: Advances in Soft Computing, **38**, 170–180.
- **Wample, R.L., Mills, L. y Davenport, J.R.** 1999. *Use of precision farming practices in grape production*. Proc IV International Conference on Precision Agriculture. StPaul, MN, USA, July **19-22**, 897-905.
- **Wang, X.Z., Liu, G.S., Hu, H.C., Wang, Z.H. y Liu Q.H.** 2009. *Determination of management zones for a tobacco field based on soil fertility*. Computers and Electronics in Agriculture, **65**, 168-175.
- **Webster, R. y Oliver, M.A.** 2001. *Geostatistics for environmental scientists*. Statistics in Practice, Series Editor Vic Barnett, John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, England, p. 271.
- **Wei, J. y Salyani, M.** 2004. *Development of a laser scanner for measuring tree canopy characteristics: Phase 1. Prototype development*. Transactions of ASAE, **47**, 2101-2107.
- **Wei, J. y Salyani, M.** 2005. *Development of a laser scanner for measuring tree canopy characteristics: Phase 2. Foliage density measurement*. Transactions of ASAE, **48**, 1595-1601.
- **Whelan, B.M., McBratney, A.B. y Minasny, B.** 2001. *Vesper - Spatial Prediction Software for Precision Agriculture*. In: Proceedings of the 3rd European Conference on

Precision Agriculture, edited by G. Greiner and S. Blackmore, (agro-Montpellier, Montpellier, France), p. 139-144.

- **Wood, B.W., Conner, P.J. y Worley, R.E.** 2003. *Relationship of alternate bearing intensity in pecan to fruit and canopy characteristics*. HortScience **38**, 361–366.

- **Yang, C., Everitt, J.H. y Bradford, J.M.** 2004a. *Airborne hyperspectral imagery and yield monitor data for estimating grain sorghum yield variability*. Transactions of the American Society of Agricultural Engineers, **47**, 915–924.

- **Yan, L., Zhou, S., Feng, L. y Hong-Yi, L.** 2007. *Delination of site-specific management zones using fuzzy clustering analysis in a coastal saline land*. Computers and Electronics in Agriculture, **56**, 174-186.

- **Yang, C., Everitt, J.H., Bradford, J.M. y Murden, D.** 2004b. *Airborne hyperspectral imagery and yield monitor data for mapping cotton yield variability*. Precision Agriculture, **5**, 445–461.

- **Yang, C., Everitt, J.H. y Bradford, J.M.** 2007. *Airborne hyperspectral imagery and linear spectral unmixing for mapping variation in crop yield*. Precision Agriculture, **8**, 279–296.

- **Zaman, Q.U., Schumann, A.W. y Hostler, H.K.** 2006. *Estimation of citrus yield using ultrasonically-sensed tree size*. Applied Engineering in Agriculture, **22**, 39–44.

- **Zaman, Q.U., Schumann, A.W. y Miller, W.M.** 2005. *Variable rate nitrogen application in Florida citrus based on ultrasonically-sensed tree size*. Applied Engineering in Agriculture, **21**, 331–335.

- **Zaman, Q. y Salyani, M.** 2004. *Effects of foliage density and ground speed on ultrasonic measurement of citrus tree volume*. Applied Engineering in Agriculture, **20**, 173–178.

- **Zaman, Q. y Schumann, A.W.** 2006. *Nutrient management zones for citrus based on variation in soil properties and tree performance*. Precision Agriculture, **7**, 45-63.

- **Zarco-Tejada, P.J., Ustin, S.L. y Whiting, M.L.** 2005. *Temporal and spatial relationships between within-field yield variability in cotton and high-spatial hyperspectral remote sensing imagery*. Agronomy Journal, **97**, 641–653.

- **Zhang, N., Wang, M. y Wang, N.** 2002. *Precision Agriculture - a worldwide overview*. Computers and Electronics in Agriculture, **36**, 113-132.

IX. APÉNDICES

IX.1. Apéndice al epígrafe II.2. Bases de geoestadística e interpolación espacial

Variogramas

Cualquier método de predicción espacial se basa en la siguiente premisa: las propiedades (variables) muestreadas en puntos cercanos entre sí, es decir, en puntos que se encuentran a poca distancia unos de otros, presentan valores más parecidos que los que se obtienen en localizaciones con mayores distancias de separación. Esta característica define el concepto conocido como dependencia espacial (Webster y Oliver, 2001; Whelan et al., 2001). A partir de esta premisa, surge la necesidad de crear un modelo capaz de relacionar el grado de dependencia entre dos puntos de una misma variable, en función de su distancia de separación. Para ello, en geoestadística la ley o modelo de variación espacial se aproxima mediante un modelo estocástico o de probabilidad (Arnaud y Emery, 2000). Es decir, el valor de cada punto muestreado en una posición es el resultado (salida) de una variable aleatoria que en dicho punto y de acuerdo a una ley concreta de distribución, puede alcanzar un conjunto definido de valores. Al asumir que cada variable está asociada a una función de probabilidad que varía según la localización, existe entonces la posibilidad de aplicar distintos estadísticos capaces de estimar el grado de dependencia espacial entre variables. Las variables que cumplen estas características reciben el nombre de variables regionalizadas.

Previamente a la definición de dichos estadísticos, se introduce de forma breve la notación que se utilizará en el presente proyecto.

- u : es el vector con las coordenadas espaciales X e Y.
- $z(u)$: es el valor de la variable aleatoria en la localización u .
- h : es la distancia (*lag*) de separación entre dos localizaciones espaciales.
- $z(u + h)$: es el valor de la variable anterior separada una distancia h de u .

A modo ilustrativo, la figura 47 muestra la notación comentada anteriormente:

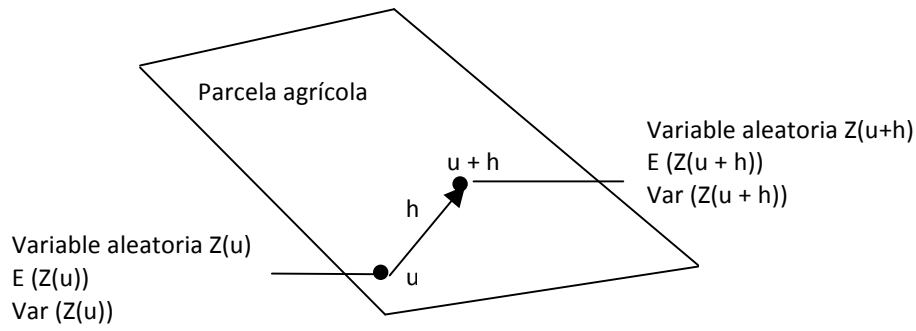


Figura 47. Representación de una variable regionalizada en una parcela agrícola.

Los estadísticos mayormente utilizados para tratar de estimar la dependencia entre dos variables son:

1. Covarianza:
$$C(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} z(u_i) \cdot z(u_i + h) - m_0 \cdot m_{+h} \quad (9)$$

2. Correlación:
$$\rho(h) = \frac{C(h)}{\sqrt{\sigma_0^2 \cdot \sigma_{+h}^2}} \quad (10)$$

3. Semivarianza:
$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(u_i + h) - z(u_i)]^2 \quad (11)$$

donde m_0 y m_{+h} son las medias correspondientes a las variables $Z(u_i)$ y $Z(u_i + h)$,

$$m_0 = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} z(u_i) \quad m_{+h} = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} z(u_i + h) \quad (12)$$

y σ_0 y σ_{+h} corresponden a sus desviaciones estándar:

$$\sigma_0 = \frac{1}{N(h)} \cdot \sum_{i=1}^{N(h)} [z(u_i) - m_0]^2 \quad \sigma_{+h} = \frac{1}{N(h)} \cdot \sum_{i=1}^{N(h)} [z(u_i + h) - m_{+h}]^2 \quad (13)$$

Una vez definidos los estadísticos anteriores, el siguiente paso consiste en la obtención de sus funciones. Para ello, únicamente debe calcularse el valor de cada estadístico para cada una de las diferentes distancias de separación entre variables. A continuación, la tabla 12 relaciona el estadístico con su función obtenida a partir de cada una de las distancias.

Tabla 12. Relación entre el estadístico y la función obtenida a partir de diferentes valores de h

| Estadístico | Modelo |
|--------------|-----------------------|
| Covarianza | Función de covarianza |
| Correlación | Correlograma |
| Semivarianza | Semivariograma |

La figura 48 muestra de forma aproximada la representación gráfica de cada una de las funciones comentadas anteriormente.

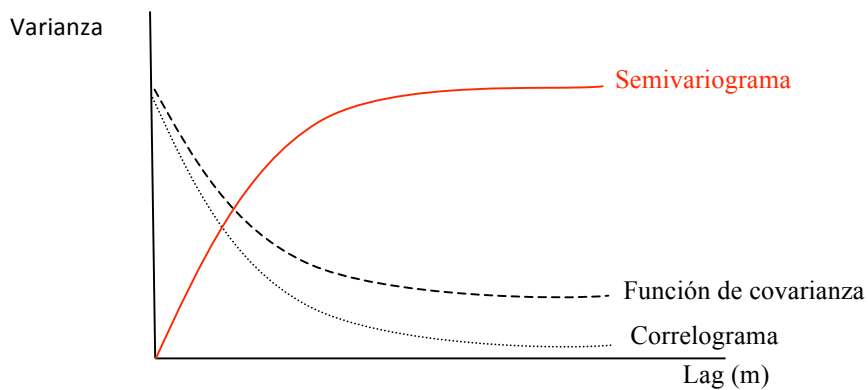


Figura 48. Funciones obtenidas a partir de los distintos valores de los estadísticos

La dificultad en conocer las funciones de probabilidad de la variable aleatoria en las distintas localizaciones y poder definir los estadísticos correspondientes, conlleva a asumir dos hipótesis de partida:

1) Hipótesis de estacionariedad de segundo orden: considera que los valores de la media ($E(Z(u))$) y varianza ($Var(Z(u))$) asociados a la función de probabilidad son constantes y finitos para cada localización. Las relaciones que surgen entre la función de covarianza, correlograma y semivariograma al suponer dicha hipótesis son:

$$- C(0) = Cov(Z(u), Z(u)) = Var(Z(u)) \quad (14)$$

$$- \rho(h) = C(h) / C(0) \quad (15)$$

$$- \gamma(h) = C(0) - C(h) \quad (16)$$

2) Hipótesis intrínseca: la fuerte restricción de la hipótesis anterior impide definir la función de covarianza cuando la varianza no se estabiliza en un valor constante. En este caso se cumple,

$$C(0) = Var(Z(u)) = \infty. \quad (17)$$

Al no tener un valor finito de la varianza la variable aleatoria en estudio, se asume que la nueva variable aleatoria definida como $Z(u) - Z(u + h)$ sí es estacionaria de segundo orden. De esta forma, el semivariograma puede definirse en los casos en los que la función de covarianza no se puede definir. Por tanto, al asumir la hipótesis intrínseca se consigue simplificar notablemente el modelo de dependencia espacial, al poder modelizar la estructura de variación espacial de una determinada variable mediante el uso exclusivo del semivariograma. Sin embargo, es necesario ajustar el semivariograma obtenido a partir de los puntos muestreados (o semivariograma experimental) a una función conocida y definir el denominado semivariograma ajustado. Los parámetros que definen el semivariograma ajustado son los siguientes (Figura 49):

- El rango (*Range*) ($A0$),
- El efecto "pepita" (*Nugget*) ($C0$)
- La meseta (*Sill*) ($C0+C$)

El rango ($A0$): es la distancia a la que la semivarianza deja de aumentar. El rango, por tanto, indica la distancia a partir de la cual las muestras son espacialmente independientes unas de otras.

El *nugget* ($C0$): es la varianza no explicada por el modelo, y se calcula como la intercepción con el eje Y. Se conoce también como varianza error puesto que la varianza de dos puntos separados por 0 metros (la intercepción con el eje Y) debería ser cero. Algunas causas de este error, pueden ser debidas a que la distancia de muestreo supera la escala de variación o la presencia de un componente aleatorio que no muestre ningún tipo de dependencia espacial.

El **sill** (C_0+C): la máxima semivarianza encontrada entre pares de puntos.

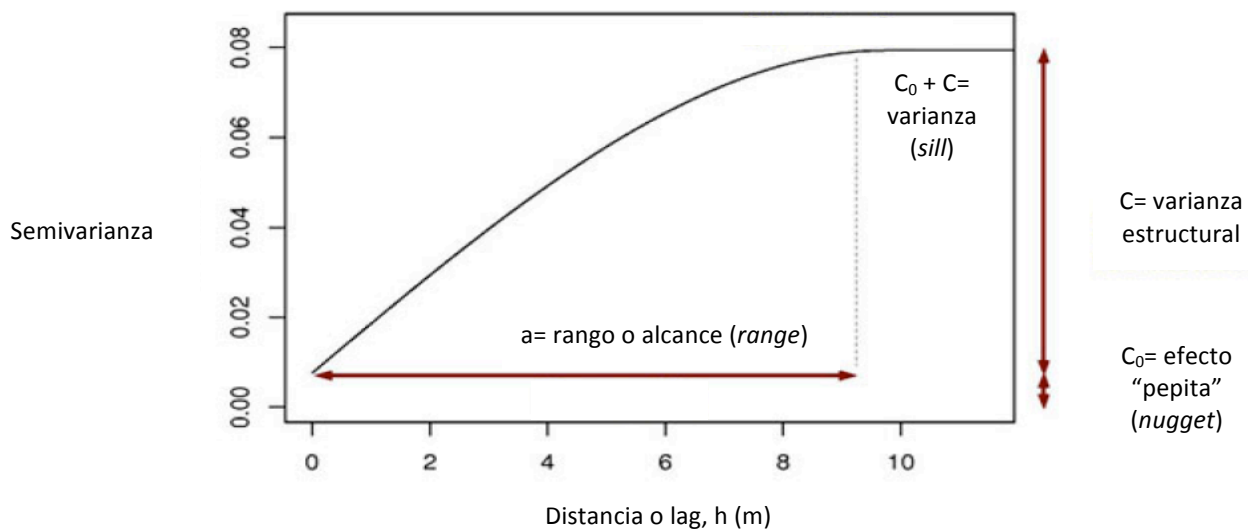


Figura 49. Parámetros del semivariograma ajustado

Los principales modelos utilizados para ajustar el semivariograma experimental y realizar la confección de mapas en agricultura de precisión son los que se muestran en la tabla 13.

Tabla 13. Modelos utilizados para la obtención del semivariograma ajustado

| | Modelo | Variograma |
|--|-------------|---|
| Modelos aplicables bajo la hipótesis de estacionariedad de segundo orden | Esférico | $\gamma(h) = C_0 + C \left[\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right]; \quad 0 \leq h \leq a$ $\gamma(h) = C_0 + C; \quad h > a$ |
| | Exponencial | $\gamma(h) = C_0 + C \left[1 - \exp\left(\frac{-h}{b} \right) \right]; \quad a \approx 3b$ |
| | Gausiano | $\gamma(h) = C_0 + C \left[1 - \exp\left(\frac{h^2}{L^2} \right) \right]; \quad a \approx \frac{7L}{4}$ |
| Modelos aplicables bajo la hipótesis intrínseca | Lineal | $\gamma(h) = C_0 + \theta \cdot h; \quad \theta > 0$ |
| | Potencial | $\gamma(h) = C_0 + \theta \cdot h^s; \quad \theta > 0, \quad 0 < s < 2$ |

Al final, el semivariograma ajustado constituye el modelo de dependencia espacial que se utilizará para la predicción de los valores de la variable en estudio en los puntos de la malla de interpolación que no han sido muestreados.

Kriging

Una vez obtenido el modelo (semivariograma) que explica la variación espacial de la variable en cuestión, el último paso para la generación de un mapa es la interpolación de los datos adquiridos mediante un determinado sensor en las distintas localizaciones de una parcela. Por tanto, el principal objetivo de cualquier técnica de interpolación espacial es precisamente caracterizar la variable aleatoria asociada a cualquier punto no muestreado dentro de un dominio determinado (la parcela, en el caso que nos ocupa) a partir de la información disponible de los puntos que sí han sido muestreados, obteniendo la superficie continua de valores estimados de la variable en cuestión. Para ello existen diversas metodologías. Sin embargo, en el presente proyecto únicamente se utilizará el kriging ordinario (*ordinary kriging*). Dicha metodología se basa en la estimación de los valores de la variable vegetación según un variograma determinado (o estructura espacial de los datos), asignando mayor peso a las localizaciones más próximas a los puntos de predicción.

Las principales ventajas del kriging ordinario frente a otros métodos de interpolación son: la obtención del mejor valor estimado de Z en el sentido que minimiza la varianza sobre todas las estimaciones promediadas en los puntos cercanos (Plant et al., 2001) y la posibilidad de estimar el error cometido en cada predicción.

El planteamiento del kriging ordinario es el siguiente: disponemos de n medidas de Z en diferentes localizaciones $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ y se quiere estimar el valor de Z en el punto x_0 . Así, si \hat{Z}_0 es el valor que queremos estimar en el punto (localización) x_0 utilizamos la siguiente expresión,

$$\hat{Z}_0 = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i). \quad (18)$$

Donde \hat{Z}_0 es el estimador de $Z(x_0)$, λ_i el peso asignado a los datos de vegetación del monitor en las localizaciones muestreadas x_i y n el número de puntos muestreados que se utilizan en la predicción.

Por tanto, el problema se reduce a seleccionar un conjunto de coeficientes $\lambda_1, \dots, \lambda_n$.

La diferencia entre el valor estimado \hat{Z}_0 i el valor actual $Z(x_0)$ se denomina *error de estimación*:

$$\hat{Z}_0 - Z(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) - Z(x_0). \quad (19)$$

Para encontrar un buen estimador, los coeficientes $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ se seleccionan de manera que el estimador cumpla las siguientes especificaciones:

1. El valor esperado del error de la estimación ha de ser igual a cero. Por tanto,

$$E[\hat{Z} - Z(x_0)] = \sum_{i=1}^n \lambda_i m - m = \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right) m = 0 \quad (20)$$

Así, para que el estimador cumpla la condición anterior para cualquier valor de la media m (no especificada), se requiere que,

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1. \quad (21)$$

Imponiendo la restricción anterior, se elimina el parámetro desconocido m .

2. Mínima varianza. Operando adecuadamente, la función objetivo a minimizar se puede expresar como,

$$- \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j \gamma(\|x_i - x_j\|) + 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(\|x_i - x_0\|) \quad (22)$$

En definitiva, se trata de seleccionar los coeficientes $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ que minimicen la expresión anterior, con la restricción adicional de que su suma sea igual a 1.

Como se puede ver, la función objetivo a optimizar depende del variograma que se haya ajustado a los datos experimentales. La solución de este problema de optimización pasa por la utilización del método matemático de los *Multiplicadores de Lagrange*. Con esta metodología se puede encontrar finalmente el valor del estimador \hat{Z}_0 y el valor de la varianza del error de estimación $E\left[\left(\hat{z} - z(x_0)\right)^2\right]$.

IX.2. Apéndice al epígrafe II.2. Análisis cluster para la clasificación de mapas

Contrariamente al algoritmo de *k*-medias (u otros métodos determinísticos de agrupamiento como ISODATA), en los que cada observación sólo puede pertenecer a un único grupo o cluster, los métodos de clasificación basados en la teoría de la lógica difusa (*fuzzy logic*) permiten que a cada individuo, en función de sus características, pueda asignársele más de un grupo o cluster, con diferentes grados de pertenencia. Es decir, los métodos de agrupamiento continuo o difuso (*fuzzy clustering*) asignan a cada individuo un grado de pertenencia a cada una de las clases o grupos. La aplicación de este tipo de clasificación en viticultura de precisión es especialmente interesante. Asumida, por una parte, la naturaleza continua de la variación espacial del LAI (al verse influida en general por factores del medio físico que son en sí mismos espacialmente continuos) y, por otra parte, dada la propia imprecisión espacial de la información geográfica suministrada por los receptores GPS, la clasificación del LAI mediante un método que tomase en consideración la continuidad de las diferentes clases podía conducir a una zonificación más representativa (o menos artificial) de la parcela.

La clasificación del LAI usando el algoritmo difuso de *c*-medias se realizó mediante el programa *Management Zone Analyst (MZA)* versión 1.0.1 (Fridgen *et al.*, 2004). En concreto, el proceso de clasificación difusa mediante el algoritmo de *c*-medias partía de tres matrices iniciales. En la primera matriz, **Y**, se encontraban las *n* observaciones con las *p* variables de clasificación en cada una de ellas (en el caso que nos ocupa, *n* eran los puntos interpolados o píxeles y *p* el LAI). La segunda matriz, **V**, constaba de los *c* centroides correspondientes a cada grupo o cluster. Finalmente, la matriz difusa $\mathbf{U} = (u_{ij})$ contenía los valores o asignaciones parciales de cada una de las *n*

observaciones en cada uno de los c clusters o grupos. Las condiciones impuestas se muestran en (23), debiéndose cumplir para cualquier $i = 1$ a n y para cualquier $j = 1$ a c :

$$u_{ij} \in [0,1] \quad \forall i, j \quad \text{y} \quad \sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, \quad \forall i. \quad (23)$$

La partición difusa óptima de los datos era la que minimizaba la función objetivo J_m o suma ponderada de las distancias cuadráticas entre las observaciones (píxeles) y los centroides (Leguizamón *et al.*, 1996; Fridgen *et al.*, 2004; Yan *et al.*, 2007):

$$J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c (u_{ij})^m (d_{ij})^2 \quad (24)$$

donde m representaba el exponente difuso o *fuzziness exponent* ($1 < m < \infty$) y $(d_{ij})^2$ la distancia cuadrática entre la observación \mathbf{y}_i y el centroide \mathbf{v}_j .

Como puede observarse en (24), el algoritmo difuso de c -medias introducía la utilización de un exponente de ponderación (exponente difuso) cuya función era controlar el grado de solape que se establecía entre los grupos o clusters. El algoritmo utilizaba también el concepto de distancia entre puntos para la evaluación de la similitud (cercanía) entre las observaciones y los centroides de cada grupo. En este sentido, la distancia utilizada en la expresión (24) se calculaba mediante el producto matricial:

$$d_{ij} = [(\mathbf{y}_i - \mathbf{v}_j)' \mathbf{M}^{-1} (\mathbf{y}_i - \mathbf{v}_j)]^{1/2} \quad (25)$$

donde $\mathbf{y}_i = (y_{i1}, \dots, y_{ip})'$ representaba el valor de las p variables en la observación i -ésima de los datos, $\mathbf{v}_j = (v_{j1}, \dots, v_{jp})'$ era el vector de medias (centroide) del cluster j , y \mathbf{M} era una matriz, definida positiva y no singular, que podía responder a tres tipos distintos. Fridgen *et al.* (2004) aconsejan tomar $\mathbf{M} = \mathbf{I}$ (matriz identidad), únicamente cuando las variables sean estadísticamente independientes y presenten la misma varianza. La métrica obtenida es, por tanto, la distancia euclídea. En el presente proyecto se utilizó dicha distancia. En el caso de que las varianzas de las variables sean distintas (por utilizar distintas unidades o por haber efectuado cambios de escala), es recomendable estandarizar las variables mediante la utilización de una matriz diagonal ($\mathbf{M} = \mathbf{D}$) cuyos términos sean precisamente las varianzas de las variables en estudio. De

este modo, cuando las variables son independientes y las varianzas desiguales, la distancia diagonal es la mejor opción. Finalmente, la tercera posibilidad es tomar $\mathbf{M} = \mathbf{S}$ (matriz de varianzas y covarianzas de \mathbf{Y}), con lo que la métrica resultante es la distancia de Mahalanobis. Esta última distancia permite “acercar” o “separar” los puntos, teniendo en cuenta el grado de correlación existente entre las variables. Por tanto, se utilizará esta distancia cuando las variables de clasificación muestren varianzas distintas y estén correladas entre sí.

La validación de la zonificación se realizó mediante el cálculo de dos coeficientes: el índice de rendimiento difuso y la entropía normalizada de la clasificación.

El índice de rendimiento difuso (*Fuzziness Performance Index, FPI*) (Boydell y McBratney, 2002; Fridgen *et al.*, 2004) medía el grado de separación (o solape, según se mire) entre los grupos particionados de la matriz original \mathbf{Y} . Su cálculo resultaba de la expresión,

$$FPI = 1 - \frac{cF - 1}{c - 1} \quad (26)$$

en la que,

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c (u_{ij})^2. \quad (27)$$

Con valores que oscilaban entre 0 y 1, los valores cercanos a 0 eran indicativos de clases distintas entre sí, con un solape escaso entre los grupos; por contra, los valores cercanos a 1 indicaban la obtención de clases difícilmente separables o, lo que es lo mismo, con un grado de solape muy elevado.

La entropía normalizada de la clasificación (*Normalized Classification Entropy, NCE*) estimaba la cantidad de desorganización creada por la partición difusa de la matriz de datos \mathbf{Y} con un número específico de clusters o clases (Lark y Stafford, 1997). Primero, se calculaba la entropía de la clasificación (H) mediante la expresión:

$$H(\mathbf{U}; c) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij} \cdot \log_a(u_{ij}) \quad (28)$$

donde la base a del logaritmo podía ser cualquier entero positivo, variando los valores de H desde 0 a $\log_a(c)$. A partir de (28), el valor final de NCE se obtenía según:

$$NCE = \frac{H(\mathbf{U}; c)}{[1 - (c/n)]}, \quad (29)$$

con lo que los valores de NCE eran similares a los de entropía cuando c era relativamente pequeño en comparación de n . Al igual que antes, los valores de NCE próximos a 0 eran indicativos de una clasificación más apropiada (o con mayor grado de organización). El número óptimo de clusters era, por tanto, el que lograba minimizar los dos coeficientes propuestos.

El algoritmo difuso de c -medias (*fuzzy c-means*) utilizaba también un proceso iterativo para la obtención del par (\mathbf{U}, \mathbf{V}) que hiciera óptima la partición difusa de los datos \mathbf{Y} .

IX.3. Apéndice al epígrafe IV.2. Software VESPER (Variogram Estimation and Spatial Prediction plus Error)

El software utilizado para realizar la predicción espacial de los datos proporcionados por el sensor LMS 200 ha sido el VESPER 1.6 (*Variogram Estimation and Spatial Prediction plus Error*), desarrollado por el ACPA (*Australian Centre for Precision Agriculture*). Frente a otros programas de geoestadística, VESPER permite la realización de krigeados puntuales (*point kriging*) o en bloques (*block kriging*) en base a variogramas globales y locales. Los krigeados en bloques frente a los puntuales permiten obtener mapas más suavizados. Esta característica es debida a que en el krigeado en bloques el valor a predecir es el valor medio de la variable vegetación sobre una superficie de dimensiones dx y dy la cual está centrada sobre un determinado punto de la malla de predicción, \mathbf{x}_0 (x_0, y_0).

Por lo que se refiere a los semivariogramas locales, la predicción tiene lugar únicamente a partir de los puntos “vecinos” al punto de predicción. Por tanto, los métodos locales son una opción preferible cuando se dispone de una gran cantidad de datos, y donde la predicción mediante un único semivariograma podría ser inapropiada.

El cálculo de los semivariogramas globales mediante VESPER permite calcular de forma automática los semivariogramas experimentales, el ajuste automático de modelos (esférico, gaussiano, exponencial...) y también permite realizar un ajuste manual mediante la introducción de los parámetros C_0 (efecto pepita), C_1 (varianza estructural) y A_1 (rango) o mediante unas barras deslizantes (Figura 50).

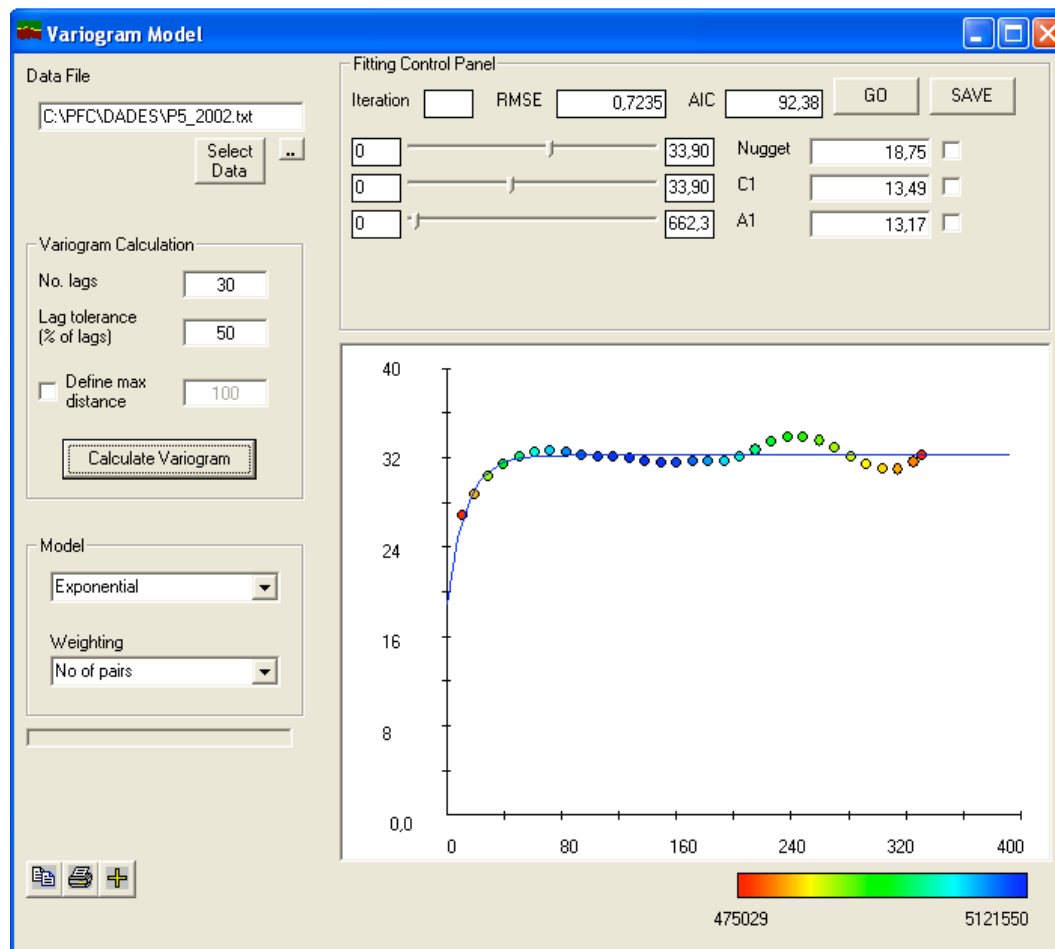


Figura 50. Captura de pantalla de las opciones de ajuste de un semivariograma global en VESPER

VESPER también permite definir el número de lags, la tolerancia de los mismos y la distancia máxima de separación. En el caso de optar por un semivariograma local, el ajuste es automático. Por tanto, únicamente es necesario definir el modelo a ajustar y el método de ponderación a tener en cuenta en el ajuste.

El ajuste del semivariograma experimental se basa en la minimización de la función,

$$R = \sum_{i=1}^n w_i \left[\hat{\gamma}(h_i) - \hat{\gamma}^*(h_i) \right]^2, \quad (30)$$

en la que $\hat{\gamma}(h_i)$ son los valores calculados (experimentales) de la semivarianza, $\hat{\gamma}^*(h_i)$ los valores ajustados del modelo, y w_i los factores de ponderación. Pudiendo elegir tres tipos de ponderación:

- Número de parejas de datos: la ponderación se calcula según el número de parejas que intervienen en el cálculo de la semivarianza para un determinado lag.
- 1/desviación estándar: la ponderación se basa en la inversa de la desviación estándar de la semivarianza para cada lag.
- Número de parejas de datos/desviación estándar: la ponderación se calcula como combinación de las dos anteriores.

En el presente proyecto, la opción elegida ha sido el número de parejas de datos en cada lag, $N(h)$.

La bondad del ajuste del semivariograma experimental puede ser evaluada mediante los coeficientes *RMSE* (*Root Mean Square Error*) y *AIC* (*Akaike Information Criterion*) calculados por VESPER. El coeficiente *RMSE* se calcula mediante la expresión,

$RMSE = \sqrt{\frac{SSE}{n}}$, siendo *SSE* la suma de cuadrados de las desviaciones sin ponderar, es

decir, $SSE = \sum_{i=1}^n \left[\hat{\gamma}(h_i) - \hat{\gamma}^*(h_i) \right]^2$, y n el número de datos (lags) utilizados para la

confección del semivariograma. En cuanto al coeficiente *AIC*, la expresión que da su valor es, $AIC = n \ln(SSE) + 2p$, en la que n vuelve a ser el número de puntos (lags) del semivariograma y p el número de parámetros del modelo. El semivariograma óptimo es el que minimiza ambos coeficientes.

Una vez seleccionado el tipo de semivariograma (global o local) y el método de kriging (puntual o en bloques), VESPER permite la delimitación de los lindes de la parcela o región a interpolar, la generación de una malla específica de interpolación, la especificación del tamaño del bloque para este tipo de krigeado y la definición del

número de puntos próximos o vecinos que deberán considerarse en krigeados con variogramas locales.

Finalmente, una vez iniciado el procedimiento de krigeado, VESPER muestra una pantalla donde se visualiza la construcción progresiva del mapa (Figura 51). En este caso, la pantalla que se encuentra a continuación corresponde a la elaboración de un mapa mediante krigeado a partir de semivariogramas locales.

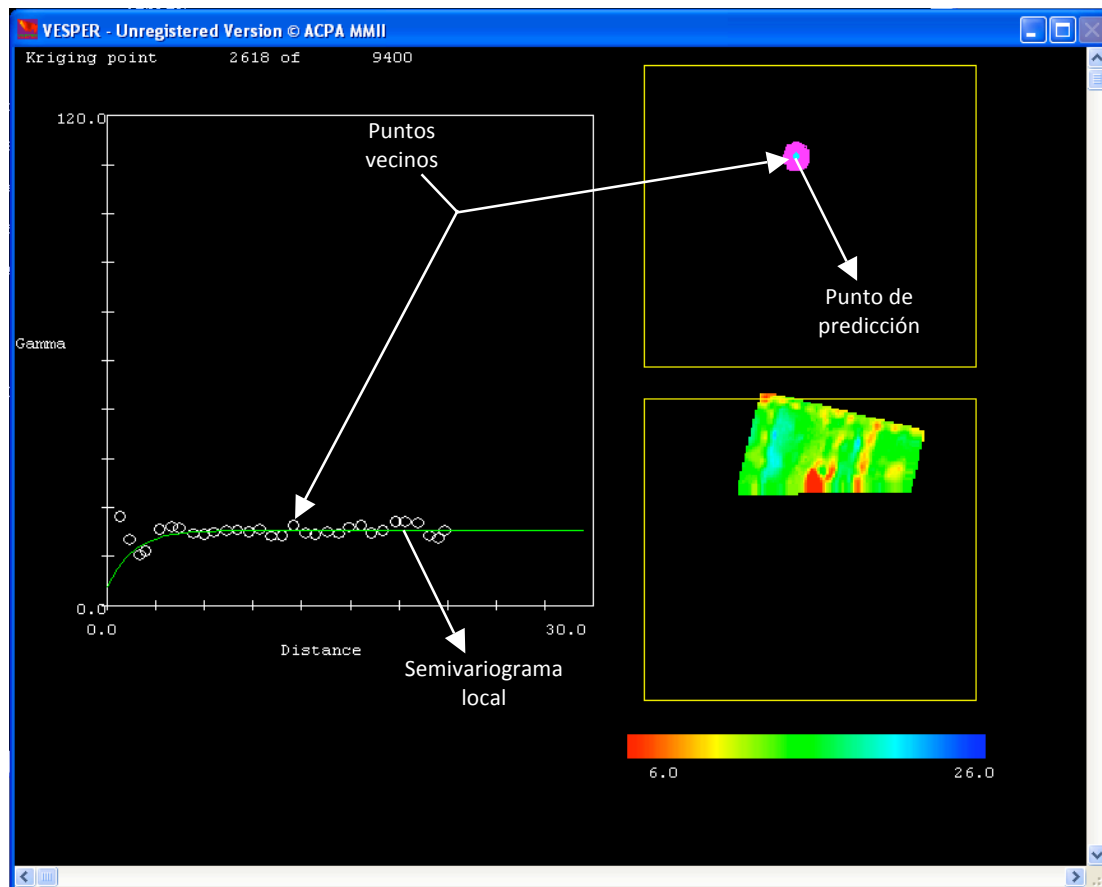


Figura 51. Captura de pantalla del proceso de elaboración de un mapa mediante krigeado con el software VESPER

Una vez finalizado el proceso de krigeado, el programa muestra dos mapas, uno correspondiente a los valores interpolados y otro con los errores de interpolación (Figura 52).

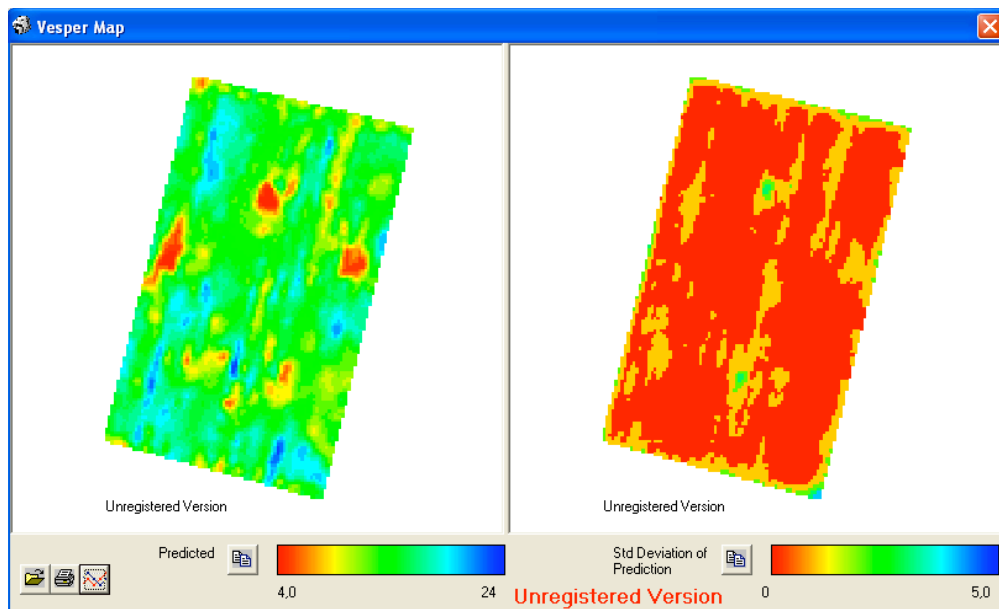


Figura 52. Mapas generados por VESPER

Finalmente, el programa permite convertir los ficheros generados (puntos de interpolación, predicciones y errores de krigeado) a un formato adecuado para su importación con un Sistema de Información Geográfica (SIG).

IX.4. Apéndice al epígrafe IV.2. Software MZA (Management Zone Analyst)

El software *Management Zone Analyst* (MZA) (Figura 53) utiliza el algoritmo no supervisado *fuzzy c-means* para la asignación de la información obtenida en campo en clases o zonas potenciales de manejo. Sus funcionalidades básicas son:

- El cálculo de estadísticos descriptivos.
- La delineación de zonas de manejo utilizando el algoritmo no supervisado *fuzzy c-means*. Concretamente, en la clasificación llevada a cabo en la parcela 44 se utilizó un exponente difuso $m = 1,30$ (m suele tomarse en el rango $1 < m \leq 2$, Lark y Stafford, 1997), la distancia Euclídea como medida de similitud, un número máximo de 300 iteraciones y se fijó, como criterio de convergencia del algoritmo, un valor de $\varepsilon = 0,0001$.
- La evaluación del proceso (*clustering*) en base a la optimización del número de clusters.

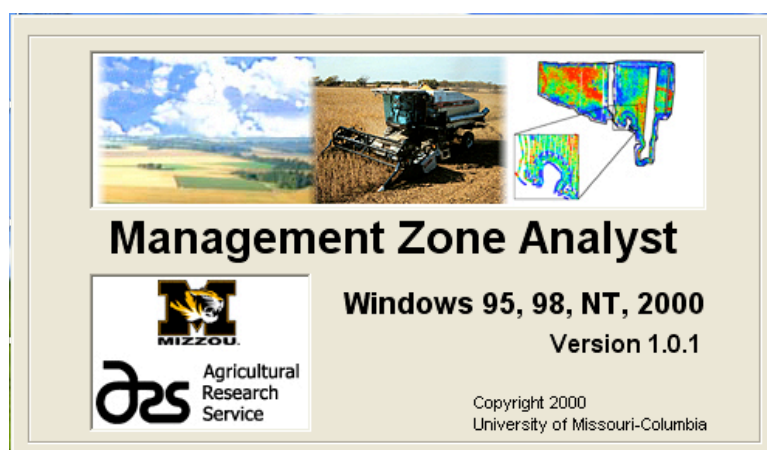


Figura 53. Captura de pantalla del software MZA

IX.5. Apéndice al epígrafe IV.2. Determinación del LAI medido

En el laboratorio del Centre de Mecanització Agrària (CMA) del DAAM de la Generalitat de Catalunya, se utilizó un superficiador de análisis de imagen marca Delta-T Devices LTD (Area Measurement System, Conveyor Belt Unit), para superficiar las hojas procedentes de la defoliación de los 3 bloques. Como la cantidad de hojas era muy elevada, se optó por determinar el tamaño de la muestra que fuera representativa de todo el conjunto de hojas procedentes de los diferentes bloques.

La determinación del número de hojas se basó en el siguiente procedimiento:

1) Se tomó una *muestra piloto* de unas 30 hojas (31, para ser exactos) de uno de los bloques (bloque 2, fila 2). Una vez superficiadas las hojas de dicha muestra, se calcularon la media muestral (\bar{x}) y la desviación típica de la muestra (\hat{s}) (desviación típica corregida) y, a partir de los dos anteriores, el Coeficiente de Variación (CV). Las fórmulas utilizadas fueron las siguientes:

$$\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n} \quad (31)$$

$$\hat{s} = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (32)$$

$$CV = \frac{\hat{s}}{\bar{x}} 100 \quad (33)$$

2) Una vez conocido el Coeficiente de Variación de la muestra piloto, el tamaño muestral se calculó mediante la expresión que proporciona la amplitud (L) del intervalo de confianza $1 - \alpha$ ($\alpha = 0,05$), es decir, $L = z_{\alpha/2} \frac{\hat{s}}{\sqrt{n}}$. Operando adecuadamente resulta:

$$n = \frac{z_{\alpha/2}^2 CV^2}{E_R^2} \quad (34)$$

siendo, $E_R = 10$, el error relativo asumido (10%), $z_{\alpha/2} = 2$ ($\cong 1,96$), el valor de la variable normal estándar, y $CV = 46,44\%$, el valor resultante de la variabilidad de la *muestra piloto*. Sustituyendo los valores en la ecuación anterior, el número de hojas que debían tomarse en cada muestra debería ser como mínimo de $n = 86$, o, lo que es lo mismo, un peso aproximado de muestra de 263 g.

3) La superficie foliar total de cada bloque, S_i (cm²), se obtenía a partir de la superficie medida de la muestra, S_{im} (cm²), y de los pesos respectivos de hojas de la muestra, P_{im} (g), y del total del bloque, P_i (g):

$$S_i = S_{im} \cdot \frac{P_i}{P_{im}} \quad (35)$$